

Fernando Luiz Rosa Mussoi

**MODELO DE DECISÃO INTEGRADO PARA A PRIORIZAÇÃO
MULTIESTÁGIO DE PROJETOS DE DISTRIBUIÇÃO
CONSIDERANDO A QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador:

Prof. Dr. Raimundo C. Ghizoni Teive

Florianópolis
2013

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária
da UFSC.

Mussoi, Fernando Luiz Rosa

Modelo de decisão integrado para a priorização
multiestágio de projetos de distribuição considerando a
qualidade da energia elétrica [tese] / Fernando Luiz Rosa
Mussoi ; orientador, Raimundo Celeste Ghizoni Teive -
Florianópolis, SC, 2013.

387 p. ; 21cm

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica.

Inclui referências

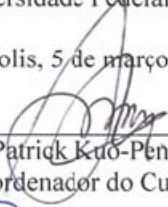
1. Engenharia Elétrica. 2. Planejamento da Distribuição.
3. Qualidade da Energia Elétrica. 4. Algoritmo Genético.
5. Análise Multicritério da Decisão. I. Teive, Raimundo
Celeste Ghizoni. II. Universidade Federal de Santa
Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.
III. Título.

Fernando Luiz Rosa Mussoi

**MODELO DE DECISÃO INTEGRADO PARA A PRIORIZAÇÃO
MULTIESTÁGIO DE PROJETOS DE DISTRIBUIÇÃO
CONSIDERANDO A QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA**


Esta Tese foi julgada adequada para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Elétrica, Área de Sistemas de Energia Elétrica, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 5 de março de 2013.



Prof. Patrick Kuo-Peng, Dr.
Coordenador do Curso


Banca Examinadora:



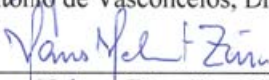
Prof. Raimundo Celeste Ghizoni Teive, Dr.
Orientador



Prof. Hernán Prieto Schmidt, Dr. - USP



Prof. João Antônio de Vasconcelos, Dr. - UFMG



Prof. Hans Helmut Zürn, Dr. - UFSC



Prof. C. Celso de Brasil Camargo, Dr. - UFSC



Prof. João Carlos Martins Lúcio, Dr. - UFSC

Dedico este trabalho e o título de Doutor em Engenharia Elétrica aos meus maiores mestres: minha mãe, Albertina Rosa Mussoi, e meu pai, Cláudio Antônio Mussoi (*in memoriam*).

AGRADECIMENTOS

Ao professor Raimundo Celeste Ghizoni Teive, pela confiança, incentivo e profissionalismo demonstrados na orientação deste trabalho e, muito especialmente, pela sincera e inestimável amizade. Certamente, foi um privilégio tê-lo a meu lado ao longo de toda essa jornada!

Ao professor relator, Hernán Prieto Schmidt, pela pronta disponibilidade em analisar o trabalho, pelas valiosas considerações de seu parecer e por sua importante presença na Banca Examinadora.

Aos professores membros da Banca Examinadora, João Antônio de Vasconcelos, Hans Helmut Zürn, C. Celso de Brasil Camargo e João Carlos Martins Lúcio, pelas excelentes contribuições e produtivas discussões durante a avaliação do trabalho.

À minha família, muito especialmente à minha amada mãe Albertina e às minhas queridas irmãs Vera, Marta e Susana, por todo o apoio, amor e carinho a mim sempre dedicados. Vocês são o meu esteio e as minhas referências. A vocês, minha imensa gratidão!

Aos meus grandes amigos, Valeska e Paulo R. Rangel, Rachel e Daniel Coutinho, pelo companheirismo, pela paciência e pelo apoio incondicional em todos os momentos. A amizade de vocês é valiosa!

Aos técnicos administrativos Wilson Costa e Marcelo Siqueira, pela presteza em todos os serviços solicitados à secretaria da Coordenação de Pós-Graduação.

Ao Instituto Federal de Santa Catarina, especialmente ao Departamento Acadêmico de Eletrônica do Campus Florianópolis, por viabilizar a oportunidade de doutoramento.

À Universidade Federal de Santa Catarina, ao Departamento de Engenharia Elétrica e ao Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia (LABPLAN), pela aceitação no Programa de Pós-Graduação e por oferecer as condições necessárias à conclusão do curso.

Ao Povo Brasileiro que, com o suor do seu trabalho, mantém a infraestrutura pública de ensino e pesquisa de nosso país. A esse povo, entrego todo o mérito desta conquista e deste trabalho.

“Toda decisão acertada é proveniente de experiência. E toda experiência é proveniente de uma decisão não acertada. O único homem isento de erros, é aquele que não arrisca acertar”.

(Albert Einstein)

RESUMO

O presente trabalho aborda o problema de priorização dos projetos de melhoria e expansão do sistema de distribuição de energia elétrica, cujo foco é a maximização do valor do portfólio corporativo. Esse problema combinatório multiobjetivo é estruturado na forma de um modelo de decisão, formulado por meio de programação matemática binária, cuja solução envolve uma técnica de otimização bioinspirada, combinada a um conjunto de métodos de análise multicritério que buscam subsidiar o processo decisório da empresa. A primeira etapa faz uso do algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II para obter um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos, onde os projetos são selecionados e alocados em um horizonte de planejamento multiestágio, de acordo com os objetivos e restrições do problema. Os objetivos estão associados aos critérios de valor dos portfólios, os quais consideram os impactos financeiros potenciais dos projetos, o número de consumidores atendidos, as condições operacionais das instalações elétricas e a qualidade da energia elétrica no sistema de distribuição. As restrições envolvem a disponibilidade orçamentária e as relações de condicionamento e excludência entre os projetos. Na segunda etapa, os métodos de análise multicritério SMART e TOPSIS são utilizados para determinar os ranques das atratividades dos portfólios, incorporando o perfil das preferências dos decisores por meio dos pesos dos critérios, os quais são obtidos pelos métodos ROC e AHP. Os estudos de caso demonstram o comportamento da prioridade dos projetos nos portfólios não somente quando a qualidade da energia e o desempenho operacional são incluídos na análise, mas também em função da variação dos pesos dos critérios de planejamento. A metodologia proposta permite auxiliar na prospecção de investimentos estratégicos e contribuir para um melhor planejamento do sistema de distribuição.

Palavras-chave: Algoritmo Genético, Análise Multicritério da Decisão, Gestão do Portfólio de Projetos, Otimização de Pareto, Planejamento da Distribuição, Qualidade da Energia Elétrica.

ABSTRACT

This work tackles the problem of project selection for the improvement of power distribution systems, which is part of the utilities planning task. The developed model is composed by a multi-objective optimization module and a multi-criteria decision support module. The first finds the Pareto-optimal portfolios, by using the multi-objective genetic algorithm NSGA-II to select and allocate the projects in a multi-stage planning horizon, according to the problem objectives and constraints. The latter, based on both TOPSIS and SMART multi-criteria techniques, searches for the most appropriate project portfolio for the utility, considering the decision maker profile embedded into the model by the ROC and AHP weights. The optimization and decision making models take into account aspects of power quality, operational performance, number of consumers, and potential financial impacts of the projects. The presented case studies show the choice of priority projects not only when power quality and operational performance are included in the analysis, but also when the weights of planning criteria are changed. The proposed method helps in raising strategic investments and allows for better distribution system planning.

Keywords: Distribution Planning, Genetic Algorithm, Multi-Criteria Decision Making, Pareto Optimization, Power Quality, Project Portfolio Management.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxo do planejamento da distribuição.....	38
Figura 2 - Fluxo dos distúrbios da qualidade da energia elétrica no sistema de distribuição.....	65
Figura 5 - Modelo de decisão em dois níveis.....	109
Figura 6 - Fronteira Pareto-Ótima.....	140
Figura 5 - Algoritmo Genético Simples.....	146
Figura 8 - Distância da concentração.....	167
Figura 9 - Formação da população descendente.....	169
Figura 10 - Diversidade das fronteiras.....	172
Figura 9 - Elitismo controlado.....	173
Figura 10 - Métrica Δ para a dispersão das soluções.....	181
Figura 11 - Métrica Y para convergência.....	182
Figura 12 - Fluxo do processo decisório.....	187
Figura 14 - Pesos ROC.....	213
Figura 15 - Estrutura Hierárquica do AHP.....	222
Figura 15 - Representação geométrica do método TOPSIS.....	231
Figura 16 - Modelo de decisão: etapas de planejamento e priorização.....	243
Figura 17 - Árvore de critérios para o valor do portfólio.....	249
Figura 19 - Fluxograma para o Algoritmo Genético Multiobjetivo.....	265
Figura 20 - Exemplo de cromossomo binário.....	267
Figura 20 - Estrutura hierárquica para a análise multicritério.....	271
Figura 22 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso A.....	292
Figura 23 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso B.....	294
Figura 24 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso C.....	297
Figura 25 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso D.....	300
Figura 26 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso E.....	304
Figura 27 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso F.....	306
Figura 28 – SMART+AHP: sensibilidade ao critério VPL.....	315
Figura 29 – SMART+ROC: sensibilidade ao critério VPL.....	315
Figura 30 – TOPSIS+AHP: sensibilidade ao critério VPL.....	316
Figura 31 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao critério VPL.....	317
Figura 32 – SMART+AHP: sensibilidade ao número de consumidores.....	318
Figura 33 – SMART+ROC: sensibilidade ao número de consumidores.....	319
Figura 34 – TOPSIS+AHP: sensibilidade ao número de consumidores.....	319
Figura 35 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao número de consumidores.....	320
Figura 36 – SMART+AHP: sensibilidade ao critério FEC.....	321
Figura 37 – SMART+ROC: sensibilidade ao critério FEC.....	322
Figura 38 – TOPSIS+AHP: sensibilidade ao critério FEC.....	322
Figura 39 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao critério FEC.....	323
Figura 40 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao critério DEC.....	324
Figura 41 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao carregamento.....	325
Figura 42 – TOPSIS+ROC: sensibilidade às transgressões de tensão.....	326
Figura 43 – TOPSIS+ROC: sensibilidade à queda de tensão.....	327

Figura 44 – TOPSIS+ROC: sensibilidade às perdas de energia.	327
Figura 45 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao fator de potência.	328

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Classificação das variações de tensão de curta duração.....	78
Tabela 2 - Pesos sintéticos para os métodos de preferência ordinal.....	213
Tabela 3 - Pesos ROC.....	220
Tabela 4 - Escala de intensidade linguística das preferências no AHP.....	223
Tabela 5 - Índices aleatórios de consistência.....	282
Tabela 6 - Dados dos projetos para os alimentadores regionais.....	286
Tabela 7 - Condições operacionais dos alimentadores.....	287
Tabela 8 - Indicadores da qualidade da energia nos alimentadores.....	288
Tabela 9 - Dados financeiros dos alimentadores.....	288
Tabela 10 - Premissas do problema.....	289
Tabela 11 – Portfólios para uma situação hipotética ideal sem restrições.....	289
Tabela 12 – Caso A: composição dos portfólios.....	290
Tabela 13 – Caso A: valores financeiros e número de consumidores.....	291
Tabela 14 - Caso A: critérios técnicos normalizados.....	291
Tabela 15 – Caso B: composição dos portfólios.....	293
Tabela 16 - Caso B: valores financeiros e número de consumidores.....	293
Tabela 17 - Caso B: critérios técnicos normalizados.....	293
Tabela 18 – Caso C: composição dos portfólios (extrato do Apêndice A).....	295
Tabela 19 - Caso C: valores financeiros e número de consumidores.....	296
Tabela 20 – Caso C: critérios técnicos normalizados.....	296
Tabela 21 – Caso D: composição dos portfólios.....	298
Tabela 22 – Caso D: valores financeiros e número de consumidores.....	298
Tabela 23 – Caso D: critérios técnicos normalizados.....	299
Tabela 24 – Caso E: composição dos portfólios.....	302
Tabela 25 – Caso E: valores financeiros e número de consumidores.....	303
Tabela 26 – Caso E: critérios técnicos normalizados.....	304
Tabela 27 – Caso F: composição dos portfólios.....	305
Tabela 28 – Caso F: valores financeiros e número de consumidores.....	305
Tabela 29 – Caso F: critérios técnicos normalizados.....	305
Tabela 30 – Indicadores de desempenho dos algoritmos.....	308
Tabela 31 – Matriz W : julgamentos da importância relativa entre os pares de critérios decisórios.....	310
Tabela 32 – Ordem de importância e pesos dos critérios decisórios.....	311
Tabela 33 – Ranque das pontuações dos portfólios do Caso D.....	312
Tabela B1 – Caso B: composição dos portfólios (Seção 7.1.2).....	364
Tabela B2 – Portfólios do Caso B: pontuações dos critérios técnicos.....	367
Tabela B3 – Caso C: composição dos portfólios (Seção 7.1.3).....	370
Tabela B4 – Portfólios do Caso C: pontuações dos critérios técnicos.....	378

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- Δ FP – Desvio do Fator de Potência
 Δ V – Queda de Tensão Relativa à Nominal
AG – Algoritmo Genético
AHP – *Analytic Hierarchy Process*
ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica
ANP – *Analytic Network Process*
AT – Alta Tensão
BT – Baixa Tensão
DEC – Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
DIC – Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
DMIC – Duração Máxima de Interrupção Contínua
DRC – Duração Relativa da Transgressão para Tensão Crítica
DRP – Duração Relativa da Transgressão para Tensão Precária
DRPC – Indicador de Duração Total das Transgressões de Tensão
ELECTRE – *Elimination et Choix Traduisant la Réalité*
FEC – Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora
FIC – Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora
FP – Fator de Potência
FVP – Fator de Valor Presente
ICC – Indicador de Unidades Consumidoras com Tensão Crítica
MACBETH – *Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique*
MADM – *Multi-Attribute Decision Making*
MAUT – *Multi-Attribute Utility Theory*
MCDM – *Multi-Criteria Decision Making*
MCUT – *Multi-Criteria Utility Theory*
MODM – *Multi-Objective Decision Making*
MOGA – *Multi-Objective Genetic Algorithm*
MT – Média Tensão
NC – Número de Consumidores
NIS – Solução Ideal Negativa (*Negative Ideal Solution*)
NPGA – *Niched Pareto Genetic Algorithm*
NSGA – *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*
NSGA-II – *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm – II*
ONS – Operador Nacional do Sistema Elétrico
PAES – *Pareto Archived Evolution Strategy*
PCC – Ponto de Acoplamento Comum (*Point of Common Coupling*)

PIS – Solução Ideal Positiva (*Positive Ideal Solution*)
PPM – Gestão de Portfólios de Projetos (*Project Portfolio Management*)
Prj – Projeto
PRODIST – Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional
PROMETHEE – *Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations*
Ptf – Portfólio de Projetos
ROC – *Rank Order Centroid Weights*
SMART – *Simple Multi-Attribute Rating Technique*
SMARTER – *Simple Multi-Attribute Rating Technique Exploiting Ranks*
SMARTS – *Simple Multi-Attribute Rating Technique using Swings*
SPEA – *Strength Pareto Evolutionary Algorithm*
TOPSIS – *Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution*
VEGA – *Vector Evaluated Genetic Algorithm*
VIKOR - *VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje*
VPL – Valor Presente Líquido
VTCD – Variação de Tensão de Curta Duração

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	27
1.1 JUSTIFICATIVA DO TRABALHO	28
1.2 OBJETIVO GERAL	29
1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	29
1.4 RELEVÂNCIA DO TRABALHO	30
1.5 METODOLOGIA CIENTÍFICA.....	33
1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO	34
2 PLANEJAMENTO DA DISTRIBUIÇÃO E QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA.....	35
2.1 PLANEJAMENTO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO.....	35
2.2 PREVISÃO DA DEMANDA.....	39
2.3 HIERARQUIA DO PLANEJAMENTO DA DISTRIBUIÇÃO.....	41
2.3.1 Planejamento dos sistemas de alta tensão.....	41
2.3.2 Planejamento dos sistemas de média e baixa tensão.....	42
2.4 ABORDAGENS DO PLANEJAMENTO DA DISTRIBUIÇÃO	43
2.4.1 Planejamento estático e dinâmico.....	45
2.4.2 Obtenção das alternativas de expansão da distribuição	47
2.4.3 Abordagem multiobjetivo	51
2.4.4 Seleção dos projetos de expansão da distribuição	53
2.5 QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA.....	59
2.6 DISTÚRBIOS DA QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA	63
2.6.1 Variações de Tensão	66
2.6.2 Transitórios	68
2.6.3 Recortes de tensão.....	69
2.6.4 Flutuações de tensão	70
2.6.5 Ruídos elétricos	70
2.6.6 Desequilíbrios de tensão:.....	71
2.6.7 Distorção harmônica.....	71
2.6.8 Variações de frequência	73
2.6.9 Desvio do fator de potência:.....	73
2.7 INDICADORES DA QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA	73
2.7.1 Qualidade do produto.....	75
2.7.1.1 Níveis de tensão em regime permanente.....	75
2.7.1.2 Indicadores da qualidade de tensão em regime permanente	76
2.7.1.3 Variações de tensão de curta duração	77
2.7.1.4 Fator de potência.....	78
2.7.1.5 Distorção Harmônica	78
2.7.1.6 Desequilíbrio de tensão.....	79
2.7.1.7 Flutuação de tensão.....	79
2.7.1.8 Variação de frequência	80
2.7.2 Qualidade do serviço	80
2.7.2.1 Indicadores do atendimento às ocorrências emergenciais.....	81

2.7.2.2 Indicadores de continuidade do suprimento.....	82
2.7.2.3 Indicadores coletivos de continuidade.....	83
2.7.2.4 Indicadores individuais de continuidade.....	84
2.7.2.5 Indicadores de continuidade trimestrais e anuais.....	85
2.7.2.6 Indicadores de continuidade globais.....	85
2.7.2.7 Penalidades monetárias por desconformidades.....	86
2.8 QUALIDADE DA ENERGIA NA PESQUISA ACADÊMICA.....	87
2.9 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	94
3 PORTFÓLIOS DE PROJETOS.....	97
3.1 PRIORIZAÇÃO DE PROJETOS.....	97
3.2 GESTÃO DO PORTFÓLIO DE PROJETOS.....	100
3.2.1 Ferramentas computacionais.....	103
3.3 MODELOS PARA GESTÃO DO PORTFÓLIO DE PROJETOS.....	105
3.3.1 Modelo de decisão em dois níveis.....	108
3.4 MÉTODOS PARA PRIORIZAÇÃO DE PROJETOS.....	110
3.4.1 Modelos de pontuação.....	112
3.4.2 Modelos econômicos.....	113
3.4.3 Modelos de simulação.....	115
3.4.4 Técnicas de decisão em grupo.....	116
3.4.5 Modelos Cognitivos.....	116
3.4.6 Programação matemática.....	117
3.4.7 Algoritmos heurísticos.....	118
3.4.8 Análise da decisão.....	119
3.5 OTIMIZAÇÃO DO PORTFÓLIO DE PROJETOS.....	120
3.5.1 Modelo matemático básico.....	121
3.5.2 Tratamento multiobjetivo.....	122
3.5.3 Benefícios distribuídos no tempo.....	122
3.5.4 Custos futuros de um projeto.....	122
3.5.5 Custos de não executar um projeto.....	123
3.5.6 Projetos condicionados.....	123
3.5.7 Projetos excludentes.....	123
3.5.8 Modelo multiestágio.....	124
3.5.9 Projetos interdependentes e sinergias.....	125
3.5.10 Análise de sensibilidade.....	126
3.5.11 Postergação dos projetos.....	126
3.5.12 Dimensão do problema.....	127
3.5.13 Solução do modelo de priorização de projetos.....	128
3.6 APLICAÇÕES DA GESTÃO DOS PORTFÓLIOS DE PROJETOS.....	130
3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	136
4 OTIMIZAÇÃO META-HEURÍSTICA.....	138
4.1 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO.....	138
4.1.1 Otimalidade de Pareto.....	139
4.1.2 Solução dos problemas multiobjetivos.....	140
4.2 ALGORITMOS META-HEURÍSTICOS.....	142
4.3 ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS.....	143

4.3.1 Algoritmos Genéticos.....	145
4.3.1.1 Codificação cromossômica	146
4.3.1.2 Mecanismo de seleção	147
4.3.1.3 Operadores de cruzamento e mutação.....	148
4.3.1.4 Parâmetros de controle.....	149
4.3.1.5 Capacidade de otimização.....	150
4.3.2 Estratégias Evolucionárias.....	151
4.3.3 Evolução Diferencial.....	151
4.4 RECOZIMENTO SIMULADO.....	152
4.5 BUSCA TABU	152
4.6 SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS	153
4.7 ENXAMES DE PARTÍCULAS	154
4.8 COLÔNIA DE FORMIGAS.....	155
4.9 ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVOS	156
4.10 ALGORITMO NSGA.....	158
4.11 ALGORITMO NPGA.....	159
4.12 ALGORITMO MOGA.....	159
4.13 ALGORITMO SPEA.....	160
4.14 ALGORITMO PAES.....	161
4.15 ALGORITMO SPEA2.....	162
4.16 ALGORITMO NSGA-II.....	163
4.16.1 Ordenação rápida das soluções não dominadas.....	165
4.16.2 Estimação da densidade das soluções.....	166
4.16.3 Operador de comparação da concentração:.....	167
4.16.4 Laço principal do algoritmo NSGA-II.....	167
4.16.5 Tratamento das restrições.....	170
4.16.6 Controle do Elitismo.....	170
4.16.7 Aplicações do NSGA-II.....	174
4.17 MÉTRICAS DE DESEMPENHO	178
4.17.1 Métrica C	179
4.17.2 Métrica S	180
4.17.3 Métrica Δ	180
4.17.4 Métrica Y	181
4.17.5 Obtenção da fronteira de referência	182
4.18 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	183
5 ANÁLISE MULTICRITÉRIO DA DECISÃO	184
5.1 TOMADA DE DECISÃO	184
5.2 PROCESSO DECISÓRIO	186
5.3 PARADIGMAS DO PROCESSO DECISÓRIO	188
5.4 ANÁLISE DA DECISÃO	192
5.5 ABORDAGENS DA ANÁLISE MULTICRITÉRIO.....	193
5.6 CRITÉRIOS DECISÓRIOS	197
5.6.1 Mapas cognitivos.....	198
5.6.2 Árvores de decisão	198
5.6.3 Axioma da independência preferencial.....	200

5.6.4	Descritores dos critérios	200
5.6.5	Escalas dos descritores	201
5.7	RELAÇÕES DE PREFERÊNCIAS	202
5.8	AVALIAÇÃO LOCAL DAS ALTERNATIVAS	203
5.8.1	Método da pontuação direta	205
5.8.2	Método da bisseção	205
5.8.3	Método do julgamento semântico	206
5.9	ELICITAÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS	206
5.9.1	Método da Pontuação Direta	207
5.9.2	Método da Compensação	208
5.9.3	Método das Trocas	208
5.9.4	Método das comparações par-a-par	209
5.10	PESOS SINTÉTICOS	210
5.10.1	Pesos Iguais	210
5.10.2	Somatória dos Ranques	211
5.10.3	Recíproco do Ranque	211
5.10.4	Expoente do Ranque	211
5.10.5	Pesos Centróide	211
5.10.6	Método da Entropia	213
5.11	AVALIAÇÃO GLOBAL DAS ALTERNATIVAS	214
5.12	MÉTODOS DE ANÁLISE MULTICRITÉRIO	215
5.12.1	Método SMART	216
5.12.1.1	Pensamento focado no valor	218
5.12.1.2	Variantes do método SMART	219
5.12.2	Método AHP	221
5.12.3	Método ANP	226
5.12.4	Método ELECTRE	227
5.12.5	Método PROMETHEE	228
5.12.6	Método MACBETH	229
5.12.7	Método TOPSIS	230
5.13	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	232
5.14	IMPRECISÕES NOS MODELOS	233
5.15	SELEÇÃO DOS PORTFÓLIOS DE PROJETOS	235
5.16	CONSIDERAÇÕES FINAIS	237
6	METODOLOGIA PROPOSTA	238
6.1	CONTEXTO DO PROBLEMA	238
6.1.1	Definição da situação-problema	240
6.1.2	Contorno da abordagem	240
6.2	MODELO DE DECISÃO	242
6.2.1	Etapa de Planejamento	243
6.2.2	Etapa de priorização	244
6.2.3	Considerações sobre o modelo de decisão	246
6.2.4	Adequação do modelo de decisão	247
6.3	ESTRUTURA DE VALOR	248
6.4	CRITÉRIOS TÉCNICOS	250

6.4.1 Desempenho operacional.....	250
6.4.2 Indicadores da qualidade do produto	251
6.4.3 Indicadores da qualidade do serviço	251
6.5 CRITÉRIOS FINANCEIROS	252
6.5.1 Fator de Valor Presente	252
6.5.2 Custos de execução dos projetos	253
6.5.3 Receitas do suprimento de energia	253
6.5.4 Custos das perdas de energia	254
6.5.5 Custos das transgressões de continuidade	255
6.5.6 Custos das transgressões de tensão.....	256
6.5.7 Valor Presente Líquido	257
6.6 MODELO DE OTIMIZAÇÃO DOS PORTFÓLIOS	258
6.6.1 Projetos condicionados ou solidários.....	261
6.6.2 Projetos mutuamente excludentes	262
6.6.3 Dimensão do problema	262
6.7 OTIMIZAÇÃO MULTI OBJETIVO.....	262
6.8 ALGORITMO DO MODELO DE VALOR.....	263
6.8.1 Cromossomos dos portfólios multiestágios	266
6.8.2 Desempenho do algoritmo.....	267
6.8.2.1 Fronteira de Referência.....	268
6.9 ANÁLISE MULTICRITÉRIO DA DECISÃO	269
6.9.1 Método SMART	272
6.9.1.1 Função de valor.....	273
6.9.2 Método TOPSIS	275
6.10 ELICITAÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS	277
6.10.1 Pesos ROC	278
6.10.2 Pesos AHP	279
6.11 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	282
7 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA	284
7.1 ESTUDOS DE CASOS	284
7.1.1 Caso A: Otimização dos custos e do número de projetos	289
7.1.2 Caso B: Otimização dos custos e do número de consumidores	292
7.1.3 Caso C: Otimização dos custos e dos critérios operacionais	295
7.1.4 Caso D: Otimização do valor do portfólio	297
7.2 ANÁLISE DE CENÁRIOS	301
7.2.1 Caso E: Cenário orçamentário pessimista	301
7.2.2 Caso F: Cenário de maior prazo.....	305
7.3 DESEMPENHO DO ALGORITMO NSGA-II	306
7.4 ANÁLISE MULTICRITÉRIO DA DECISÃO	309
7.4.1 Pesos ROC	309
7.4.2 Pesos AHP	310
7.4.3 Ranque dos portfólios do Caso D.....	311
7.5 ANÁLISES DE SENSIBILIDADE	313
7.5.1 Caso D: sensibilidade ao critério VPL	314
7.5.2 Caso D: sensibilidade ao critério número de consumidores.....	317

7.5.3 Caso D: sensibilidade ao critério FEC	320
7.5.4 Caso D: sensibilidade aos demais critérios	323
7.5.5 Caso D: Prescrição da melhor alternativa.....	328
7.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	329
8 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	330
8.1 CONCLUSÕES	330
8.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	336
REFERÊNCIAS	338
APÊNDICE A	363
APÊNDICE B	364

1 INTRODUÇÃO

A distribuição de energia elétrica é um serviço de utilidade pública, concedido pelo Estado, a quem é devida sua regulamentação e fiscalização. Do ponto de vista regulatório, o suprimento de energia elétrica aos consumidores é caracterizado como um produto associado a serviços, o qual pressupõe quantidade suficiente, qualidade adequada e tarifa módica. O desempenho operacional do sistema elétrico tem assumido importante papel, especialmente quanto à qualidade da energia, pois tem impactos diretos e significativos na operação das cargas, o que influencia a relação das distribuidoras com seus consumidores. Enquanto um dos objetivos das distribuidoras é a busca da eficiência operacional do sistema para o atendimento da demanda, a função dos agentes reguladores é assegurar que ele seja obtido de forma técnica e economicamente viável, de maneira que os consumidores possam esperar que a qualidade seja uma característica intrínseca do produto e do serviço de suprimento, ao mínimo custo possível.

O planejamento do sistema de distribuição é um componente essencial para atender ao crescimento da demanda, tanto do ponto de vista da qualidade técnica como das questões financeiras envolvidas. O objetivo desse planejamento é o estabelecimento de um plano de expansão composto por um conjunto viável de obras e ações no sistema de distribuição, as quais podem incluir reforços na infraestrutura elétrica existente, incorporação de novos ativos e procedimentos para melhoria do desempenho operacional. Especificamente, o plano de expansão deve definir onde, quando e quais projetos devem ser executados a fim de assegurar o atendimento da demanda e dos requisitos regulatórios, de forma a otimizar os recursos técnicos e financeiros disponíveis.

Muitas ferramentas de planejamento atualmente disponíveis são capazes de fornecer alternativas para a expansão do sistema de distribuição. Todavia, a obtenção de um plano de expansão otimizado requer a determinação de soluções que permitam minimizar os custos e maximizar o valor dos benefícios proporcionados pelo conjunto de projetos selecionados. A seleção dos projetos requer uma metodologia criteriosa, abrangente e confiável, de forma a reduzir a subjetividade do processo e aperfeiçoar a qualidade das decisões. Essa questão é essencial para as distribuidoras, pois deve garantir a sustentabilidade do negócio, assegurar o cumprimento dos requisitos regulatórios e atender às expectativas dos consumidores e investidores. O grande desafio é tornar esse problema de planejamento tratável por um modelo analítico viável e eficiente.

1.1 JUSTIFICATIVA DO TRABALHO

As distribuidoras são empresas de capital intensivo, pois necessitam realizar um grande volume de investimentos em projetos de melhoria e expansão da infraestrutura elétrica para fornecer energia aos consumidores. O atual cenário econômico e o ambiente regulado exigem eficiência na alocação dos recursos disponíveis e contínua redução nos custos. Por outro lado, a crescente pressão para manter e, eventualmente, melhorar os níveis de qualidade do suprimento, requer investimentos adicionais. Os investimentos devem ser suficientes para atender aos requisitos do planejamento, porém não podem exceder a disponibilidade orçamentária. Os projetos que a empresa executa definem seus ativos, produtos e serviços, sendo determinantes para o seu desempenho, imagem e posição no mercado. Portanto, o desafio atual das distribuidoras é a busca de um plano estratégico de investimentos em projetos que permitam assegurar a eficiência operacional do sistema e melhorar a qualidade do produto e do serviço de suprimento, além de proporcionar resultados financeiros satisfatórios.

Dentre as diversas decisões necessárias durante o planejamento estratégico, a priorização dos projetos é um fator crítico para o desempenho da distribuidora, pois os resultados têm impactos de longo prazo e onde escolhas equivocadas podem prejudicar ou inviabilizar a sustentabilidade da empresa. No entanto, os estudos de planejamento efetuados de forma localizada, embora essenciais, não garantem a otimização do conjunto de projetos a ser selecionado, tema que tem sido motivo de preocupação das empresas. A obtenção de um portfólio corporativo otimizado requer a determinação de soluções que permitam minimizar os custos e maximizar o valor dos benefícios técnicos e financeiros globais proporcionados pelo conjunto de projetos selecionados. Da mesma forma que é preciso um enfoque técnico para o desenvolvimento dos projetos, a otimização do portfólio corporativo deve ser tratada por meio de um modelo de decisão analítico, capaz de indicar soluções pertinentes.

Como apresentam um complexo problema de planejamento e gestão estratégica dos ativos, muitas distribuidoras têm percebido a necessidade de um procedimento formal e cientificamente embasado para a priorização dos projetos e otimização do portfólio corporativo. Focadas no valor dos projetos, essas empresas podem reduzir os custos e aumentar os benefícios globais do portfólio corporativo. Tal procedimento é essencial para assegurar o cumprimento dos requisitos regulatórios, atender às expectativas dos consumidores e garantir bons

resultados financeiros. Apesar das oportunidades de ganhos, ainda há desafios no tratamento do problema, pois sua solução requer metodologias específicas, modelos matemáticos formais, técnicas de otimização eficientes e ferramentas computacionais que permitam análises sistemáticas. A revisão da literatura especializada revela a falta de metodologias que busquem assegurar aos gestores uma seleção do portfólio alinhada às metas e objetivos da empresa. As abordagens disponíveis ainda são poucas e limitadas, onde muitas metodologias não consideram as particularidades dos projetos das empresas distribuidoras, o que se constitui em um amplo e emergente campo de pesquisa científica. O propósito deste trabalho é contribuir nesse sentido, propondo uma metodologia específica para a priorização dos projetos do sistema de distribuição, de forma a auxiliar na obtenção de um portfólio corporativo otimizado, alinhado às preferências dos decisores.

1.2 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral deste trabalho é o desenvolvimento de uma metodologia analítica, baseada em um modelo de decisão, para a priorização dos projetos de distribuição de energia elétrica e otimização do valor do portfólio corporativo, considerando aspectos regulatórios da qualidade da energia elétrica.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

O desenvolvimento deste trabalho procura contemplar alguns objetivos específicos, dentre os quais se destacam:

- Propor um modelo de decisão integrado, composto por um modelo de valor para a priorização dos projetos e otimização do portfólio corporativo, acoplável aos modelos de simulação usados para o planejamento das alternativas de melhoria e expansão do sistema de distribuição;
- Definir uma estrutura hierárquica de objetivos e critérios técnicos e financeiros para avaliação dos projetos e que envolva aspectos operacionais e indicadores da qualidade da energia elétrica;
- Modelar os aspectos cronológicos e as restrições do problema para permitir a seleção e a alocação dos projetos em horizontes de planejamento multiestágio;
- Adotar uma técnica eficiente para otimização combinatória multiobjetivo, capaz de obter um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos;

- Elicitar e incorporar ao modelo o conhecimento especialista e o perfil das preferências dos agentes decisores;
- Adotar um conjunto de métodos de análise multicritério que permitam ranquear os portfólios de projetos e identificar as melhores alternativas;
- Desenvolver um procedimento de análise de sensibilidade para explorar o comportamento da atratividade dos portfólios em diferentes condições e cenários de planejamento;
- Incorporar o modelo a uma ferramenta computacional que permita análises sistemáticas dos projetos e dos portfólios;
- Testar a ferramenta em estudos de caso, considerando um contexto de aplicação realista, para verificar o desempenho do modelo e o comportamento da composição dos portfólios;
- Disponibilizar informações que permitam auxiliar os decisores na formação de sua convicção a respeito da escolha da melhor alternativa para a tomada de decisão.

1.4 RELEVÂNCIA DO TRABALHO

As questões identificadas na revisão bibliográfica e na análise do estado da arte sugerem que o problema de gestão do portfólio corporativo é um tema de importância crescente em diversas áreas, constituindo-se em um campo emergente para a pesquisa científica. No entanto, a literatura especializada ainda não oferece uma abordagem que permita tratar desde a proposição dos projetos até a seleção do portfólio, ou uma forma clara de integrar, em um modelo analítico, a avaliação dos projetos e a otimização do portfólio ao planejamento estratégico. Embora o tema central da gestão do portfólio seja a seleção ótima dos projetos, poucas ferramentas disponíveis adotam as melhores técnicas ou oferecem modelos analíticos formais e algoritmos adequados para tratamento dos problemas específicos das empresas. A metodologia proposta busca contribuir nesse sentido, pois foi desenvolvida em torno dos requisitos e objetivos do planejamento da distribuição de energia elétrica, considerando os processos correntes, segmentos de consumidores e fatores regulatórios do setor.

A pesquisa bibliográfica e a revisão de vários conceitos nas áreas de planejamento, gestão dos portfólios, análise multicritério da decisão, programação matemática e otimização multiobjetivo foram essenciais no desenvolvimento de uma metodologia que permita auxiliar os gestores na priorização dos projetos para o sistema de distribuição. O trabalho procura oferecer algumas contribuições teóricas e práticas no

escopo da pesquisa, onde a análise da literatura auxilia na compreensão das vantagens e limitações dos processos, métodos e abordagens existentes. A contribuição teórica é a proposição de uma metodologia formal e cientificamente embasada para a seleção do portfólio de projetos, tal que atenda a algumas lacunas identificadas na literatura. Para superar algumas deficiências nas abordagens existentes, a metodologia proposta combina diversos métodos, técnicas e ferramentas. A contribuição prática é o desenvolvimento de um modelo de decisão baseado no valor do portfólio, direcionado pelos objetivos da empresa e preferências dos decisores, capaz de tratar os principais requisitos atuais do problema de seleção dos projetos de uma distribuidora de energia elétrica. O modelo é incorporado a uma ferramenta computacional que faz uso das informações disponíveis e não requer mudanças nos procedimentos correntes da empresa.

Neste trabalho, a priorização dos projetos para os sistemas regionais de distribuição é abordada sob o ponto de vista estratégico da gestão do portfólio de projetos (*Project Portfolio Management*), cujo foco é a maximização do valor do portfólio corporativo. Esse problema combinatório multiobjetivo é estruturado na forma de um modelo de decisão, formulado por meio de programação matemática binária, cuja solução envolve uma técnica eficiente de otimização meta-heurística bioinspirada, combinada a um conjunto de métodos de análise multicritério que buscam subsidiar o processo decisório da empresa.

Na primeira etapa do modelo de decisão, o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) é utilizado para compor e otimizar os portfólios de projetos. O algoritmo seleciona os projetos e os aloca cronologicamente em um horizonte de planejamento multiestágio, em função dos objetivos e restrições do problema. Os objetivos estão associados aos critérios de valor dos portfólios, os quais incluem os impactos financeiros potenciais dos projetos, o número de consumidores atendidos, as condições operacionais e a qualidade da energia no sistema de distribuição. As restrições envolvem a disponibilidade orçamentária e as relações de condicionamento e exclusão entre os projetos. A codificação genética adotada é aderente ao processo combinatório de seleção e alocação dos projetos nos estágios de planejamento, onde cada cromossomo representa uma alternativa de portfólio multiestágio. O resultado é um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos, dentre os quais os decisores podem escolher o mais alinhado aos objetivos estratégicos da empresa.

Na segunda etapa, o modelo de decisão faz uso dos métodos de análise multicritério SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*)

e TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution*) para determinar os ranques das atratividades dos portfólios. O perfil das preferências dos decisores é incorporado ao modelo por meio dos pesos dos critérios, os quais são obtidos pelos métodos ROC (*Rank-Order Centroid Weights*) e AHP (*Analytic Hierarchy Process*). O modelo permite análises de sensibilidade para verificar a robustez das soluções em diferentes cenários de planejamento, explorar os impactos da antecipação ou postergação dos projetos e observar a dependência entre o valor do portfólio e a forma de empenho do orçamento. O modelo de decisão proporciona informações que permitem auxiliar os decisores na formação de sua convicção a respeito da escolha da melhor alternativa para a tomada de decisão. Os resultados dos estudos de casos, realizados em um contexto realístico, buscam demonstrar o potencial da metodologia proposta e sua aplicabilidade ao problema de planejamento do sistema de distribuição.

Uma parte significativa do valor do portfólio corporativo pode estar associada aos aspectos não financeiros dos projetos e à incorporação dessa informação ao processo decisório. Na otimização do valor do portfólio, além dos custos e benefícios financeiros dos projetos, o modelo proposto também envolve a mensuração de diversos aspectos não financeiros, como o número de consumidores atendidos, as condições operacionais das instalações elétricas e os indicadores regulatórios da qualidade da energia no sistema de distribuição. A abordagem multiestágio permite conjugar a disponibilidade orçamentária e os impactos cronológicos da alocação dos projetos nos estágios do horizonte de planejamento. A consideração destes aspectos no modelo de priorização dos projetos é uma forma de assegurar a seleção estratégica dos investimentos em um sistema de distribuição eficiente e de evitar problemas operacionais futuros. Essas questões são particularmente importantes para cumprir os requisitos regulatórios e para atender às necessidades do mercado.

Muitas distribuidoras dispõem de uma estrutura gerencial descentralizada, porém a distribuição orçamentária por área e baseada em montantes históricos não assegura a alocação eficiente dos recursos. Uma considerável contribuição do modelo proposto para a priorização dos projetos está na otimização do portfólio em nível sistêmico. O modelo nivela a disputa pelos recursos e reduz a subjetividade do processo decisório, provendo regras claras para avaliar e selecionar os projetos regionais somente em função dos seus atributos. Consequentemente, os benefícios globais são obtidos de forma que os

recursos sejam alocados nos projetos com maior potencial de valor para o portfólio corporativo, o que permite um melhor ajuste do orçamento.

O problema de priorização dos projetos de distribuição é sujeito a restrições orçamentárias, envolve custos elevados, interesses públicos e metas regulatórias. A melhoria da alocação dos recursos disponíveis é uma vantagem estratégica para atender aos critérios técnicos, obter a satisfação dos consumidores e garantir a sustentabilidade do negócio. A metodologia proposta busca contribuir com o processo de planejamento e auxiliar na prospecção de investimentos estratégicos para melhoria e expansão do sistema de distribuição. O modelo de decisão reduz a subjetividade do processo decisório e prioriza os projetos que justifiquem seus custos, frente aos benefícios técnicos e financeiros. O foco no valor alinha os critérios decisórios locais aos objetivos globais do portfólio corporativo. A abordagem adotada constitui uma ferramenta potencial para subsidiar os decisores com informações que auxiliem na seleção estratégica dos projetos.

1.5 METODOLOGIA CIENTÍFICA

O método de pesquisa adotado está relacionado aos objetivos do problema abordado e às estratégias utilizadas na condução do trabalho. Do ponto de vista teórico, o desenvolvimento do trabalho foi baseado em uma extensa pesquisa bibliográfica da literatura especializada e do estado da arte nos campos de conhecimento envolvidos no escopo do problema. Quanto aos objetivos, a pesquisa adotou uma abordagem hipotético-dedutiva. A hipótese norteadora da pesquisa foi a exploração da existência de uma relação entre os aspectos regulatórios da qualidade da energia elétrica e a resultante composição e atratividade dos portfólios de projetos. Do ponto de vista da aplicação, a metodologia desenvolvida para priorização dos projetos e otimização do valor dos portfólios adota métodos, técnicas e procedimentos formais que possam ser aplicados de forma sistemática, cujas informações de natureza qualitativa e quantitativa proporcionadas possam ser usadas na prática. A abordagem de estudos de casos foi usada para examinar o comportamento da metodologia em termos de seu contexto contemporâneo realístico, envolvendo a observação direta dos eventos técnicos estudados e o conhecimento especialista dos agentes, de forma a obter evidências da adequação do modelo desenvolvido.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho está estruturado em oito capítulos, onde os primeiros apresentam a revisão da literatura especializada e o estado da arte nas áreas de conhecimento que formam o arcabouço teórico da metodologia proposta. Neste capítulo foram apresentadas as motivações que levaram ao desenvolvimento do trabalho, os seus objetivos e suas principais contribuições no escopo da abordagem. O Capítulo 2 discute a importância do planejamento do sistema de distribuição e os principais aspectos da qualidade da energia elétrica, especialmente do ponto de vista regulatório. Ao longo do capítulo também são apresentadas as principais abordagens de planejamento da distribuição e de tratamento da qualidade da energia, destacando a necessidade do desenvolvimento de uma metodologia apropriada para a priorização dos projetos e otimização do plano de investimentos na expansão do sistema.

O Capítulo 3 aborda o problema de priorização de projetos para composição do portfólio corporativo e discute as questões pertinentes ao processo de alocação eficiente dos recursos disponíveis. Os princípios da gestão do portfólio que formam a base dos modelos de decisão focados no valor dos projetos são relacionados. Os principais métodos, técnicas e ferramentas disponíveis para a priorização de projetos são analisados. Um modelo básico para otimização dos portfólios é descrito, cuja versatilidade permite tratar problemas decisórios mais complexos, como a priorização dos projetos de distribuição de energia elétrica.

No Capítulo 4 são apresentadas as principais técnicas de otimização meta-heurística, especialmente os algoritmos evolucionários multiobjetivos. A análise da literatura destaca o algoritmo genético NSGA-II como uma ferramenta eficiente para a solução de problemas combinatórios multiobjetivos de grande porte, como a otimização dos portfólios. As etapas dos processos decisórios são descritas no Capítulo 5, onde também são discutidas as diversas formas de elicitação do conhecimento e das preferências dos decisores e relacionados os principais métodos de análise multicritério para apoio à decisão.

O Capítulo 6 apresenta a metodologia proposta para a priorização dos projetos do sistema de distribuição e descreve o modelo de decisão desenvolvido para a otimização do valor do portfólio corporativo. Os estudos de caso apresentados no Capítulo 7 examinam o comportamento da aplicação da metodologia no seu contexto real e buscam comprovar a eficácia do modelo proposto. Finalmente, o Capítulo 8 discute as considerações finais e apresenta sugestões para pesquisas futuras.

2 PLANEJAMENTO DA DISTRIBUIÇÃO E QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA

O fornecimento de energia elétrica aos consumidores exige quantidade suficiente, qualidade adequada e preço acessível. O planejamento do sistema de distribuição é um componente essencial para atender ao crescimento da demanda, tanto do ponto de vista da qualidade técnica como das questões financeiras envolvidas. Este capítulo discute a importância do planejamento da distribuição e os principais aspectos da qualidade da energia elétrica, especialmente do ponto de vista regulatório, a serem considerados na seleção dos projetos de melhorias e expansão do sistema. Ao longo do capítulo, a revisão da literatura apresenta as principais abordagens para o planejamento da infraestrutura elétrica e tratamento da qualidade da energia, fundamentando a importância do desenvolvimento de uma metodologia apropriada para priorização dos projetos e otimização do plano de investimentos na expansão do sistema de distribuição.

2.1 PLANEJAMENTO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

A distribuição de energia elétrica caracteriza-se pelo atendimento direto ao consumidor, por investimentos expressivos na infraestrutura elétrica e pelo rigoroso controle regulatório. O principal objetivo do sistema de distribuição é o atendimento da evolução da demanda vertical (densidade de carga) e horizontal (área e número de consumidores), respeitando os requisitos regulatórios para a qualidade do suprimento de energia elétrica, de forma a maximizar a eficiência operacional e energética, ao mínimo custo possível para o consumidor.

Após a reestruturação do setor elétrico brasileiro, novas questões de negócio têm-se apresentado às empresas distribuidoras. Como em outras atividades industriais, há grande pressão para redução dos custos e aumento do retorno proporcionado pelo conjunto de ativos, estando sujeitas a restrições orçamentárias e a elevados custos de capital para seus investimentos (BROWN e MARSHALL, 2000). Do ponto de vista regulatório, o suprimento de energia elétrica passou a ser caracterizado como um produto associado a serviços, conforme estabelece a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) nos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST (ANEEL, 2012). O PRODIST é composto por normas que disciplinam o relacionamento entre as distribuidoras e demais agentes conectados aos sistemas de distribuição (ANEEL, 2012). Ele abrange as

unidades consumidoras conectadas em qualquer classe de tensão, os produtores, transmissores e distribuidores de energia elétrica, os agentes importadores e exportadores e o Operador Nacional do Sistema (ONS).

Por parte dos consumidores e dos agentes reguladores, as distribuidoras vêm enfrentando uma crescente exigência por melhor qualidade da energia. O desempenho operacional do sistema de distribuição assume importante papel, especialmente quanto à qualidade do suprimento, pois tem impactos diretos e significativos na operação das cargas e nas relações da empresa com seus clientes e investidores.

Esses requisitos exigem um planejamento eficiente, cujo objetivo é o estabelecimento de um plano de expansão composto por um conjunto viável de obras e ações no sistema de distribuição, as quais podem incluir reforços na infraestrutura elétrica existente, a incorporação de novos ativos e a melhoria dos indicadores do desempenho operacional. Especificamente, o plano de expansão deve definir onde, quando e quais projetos devem ser aplicados no sistema de distribuição, ao longo do horizonte de planejamento, a fim de assegurar o atendimento adequado da demanda, de forma a otimizar os recursos técnicos e financeiros disponíveis. Os projetos devem ser executados de forma eficiente, econômica e com o menor impacto socioambiental possível. Segundo a ANEEL, os projetos devem assegurar um determinado nível de qualidade no fornecimento de energia, obedecer a determinados padrões técnico-operacionais, prever a redução das perdas no sistema e levar em consideração os hábitos de consumo da população e a evolução tecnológica (ANEEL, 2012).

O planejamento ótimo dos sistemas de distribuição é um problema reconhecidamente complexo. Essa complexidade está vinculada aos aspectos de difícil equacionamento, tais como a previsão do crescimento socioeconômico da região, que afetará a disposição espacial e cronológica das cargas em áreas de concessão relativamente extensas e ao longo do horizonte de planejamento, ao volume de dados para análise do desempenho operacional, às inúmeras possibilidades de configurações que a rede pode apresentar e à necessidade de otimização do uso dos recursos requeridos pelos planos de expansão.

Devido à complexidade, o problema de planejamento geralmente é dividido em subproblemas, em função do nível de tensão de operação (distribuição primária e secundária) e em função do horizonte de planejamento (curto, médio e longo prazo). Como a quantidade de variáveis envolvidas é significativa, o problema de planejamento usualmente é tratado por uma abordagem estática, onde é considerado um único período de planejamento (VUINOVICH *et al.*, 2004). Quando

a abordagem envolve o escalonamento das decisões de investimentos ao longo de vários estágios do horizonte de planejamento, o problema assume características dinâmicas e deve ser tratado por um modelo apropriado (BOULAXIS e PAPADOPOULOS, 2002). As principais etapas do planejamento da distribuição envolvem:

- 1) Diagnóstico do comportamento do sistema atual;
- 2) Previsão da demanda para o horizonte de planejamento;
- 3) Estudos elétricos de desempenho para a demanda futura;
- 4) Proposição de alternativas de configurações para melhoria e expansão do sistema;
- 5) Análise técnico-econômica das alternativas;
- 6) Elaboração do Plano de Expansão.

O fluxo do planejamento da distribuição é ilustrado na Figura 1. O processo parte da análise de desempenho do sistema de uma determinada área geográfica para diagnosticar suas condições físicas e elétricas, em estado de operação normal e em regime de contingências, considerando-se os requisitos regulatórios e os critérios de planejamento adotados. A análise deve verificar como a configuração atual do sistema reage ao comportamento previsto para a demanda. A previsão da demanda deve considerar a evolução histórica e a projeção futura para o crescimento vertical e horizontal da carga, onde os consumidores de baixa tensão são agrupados nos transformadores de distribuição e os de alta tensão nos alimentadores primários. Os estudos elétricos são auxiliados pelos dados dos sistemas supervisórios e por ferramentas computacionais baseadas em modelos de simulação e em técnicas *ad hoc* para análise do fluxo de potência, cálculo das perdas e dos níveis de tensão, determinação dos índices de confiabilidade, capacidade de curto-circuito, adequação da proteção, etc. (GÖNEN, 1986).

Os estudos de fluxo de potência visam à determinação do estado operacional da rede, dada sua topologia e certa condição de geração e carga. Os estudos de curto-circuito buscam verificar a evolução dos níveis de curto-circuito nas barras, adequação da proteção e dimensionamento de novos equipamentos, além de subsidiar estudos dinâmicos e de transitórios eletromagnéticos. Os estudos de estabilidade de tensão e de compensação de reativos objetivam a determinação da capacidade da rede em manter tensões adequadas nos seus barramentos, frente a um distúrbio. Os estudos de transitórios eletromecânicos compreendem o período durante e imediatamente após a ocorrência de alterações na configuração da rede, oriundas de variações súbitas de geração ou carga, falhas ou manobras. Os estudos de transitórios

eletromagnéticos buscam recomendar os equipamentos para redução dos surtos atmosféricos e de manobra, tais como compensadores de reativos, disjuntores, para-raios, etc. (ANEEL, 2012).

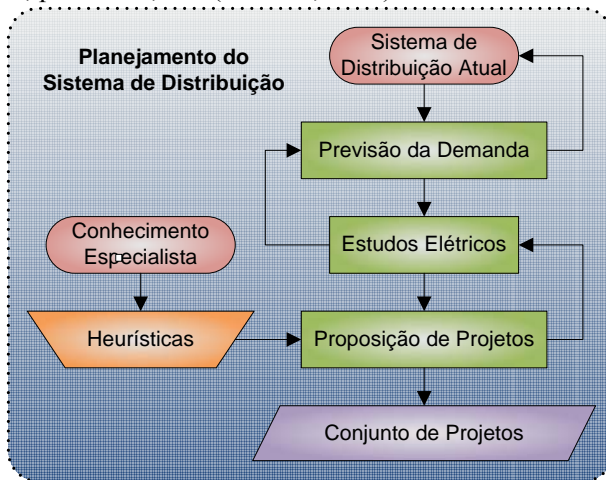


Figura 1 – Fluxo do planejamento da distribuição.

Quando esses estudos apontam um desempenho não satisfatório, novas configurações devem ser propostas e analisadas, considerando-se diversos critérios técnicos, cenários econômicos e de mercado, alternativas tecnológicas, entre outros aspectos, de forma a assegurar o atendimento da demanda e das metas de desempenho previstas (BROWN e MARSHALL, 2000; LOTERO e CONTRERAS, 2011). As novas configurações envolvem projetos de melhorias e expansão do sistema de distribuição, os quais podem incluir novos ativos e reforços na infraestrutura elétrica existente. Nessa etapa, as alternativas devem ser submetidas a uma análise de viabilidade técnico-econômica para seleção de um conjunto com os melhores projetos, os quais farão parte do plano de expansão do sistema. Para corrigir possíveis deficiências nos projetos ou para considerar alterações nos hábitos de consumo e aperfeiçoamentos metodológicos e tecnológicos, o planejamento deve envolver o conhecimento especialista e a experiência dos planejadores, em um processo cíclico e interativo, como demonstra a Figura 1.

Portanto, a expansão do sistema de distribuição é norteadada pela definição de um conjunto específico de projetos para o horizonte de planejamento considerado. Cada projeto proposto foca uma ação (ou conjunto de ações) no sistema para atender a um conjunto específico de consumidores e proporcionar certos impactos nos indicadores do

desempenho operacional, com um determinado custo financeiro associado. Os projetos selecionados compõem o plano de desenvolvimento e expansão do sistema de distribuição (PDD), exigido pela ANEEL. O PRODIST (módulo 2) estabelece os procedimentos, diretrizes e requisitos de informações necessárias ao planejamento da expansão dos sistemas de distribuição. O fluxo das informações e o seu conteúdo são detalhados no módulo 6 do PRODIST (ANEEL, 2012).

O atual cenário econômico e o ambiente regulado exigem das distribuidoras maior eficiência na alocação dos investimentos e contínua redução nos custos. Por outro lado, a crescente pressão para manter e, eventualmente, melhorar os níveis da qualidade do suprimento, requer investimentos adicionais. Portanto, os investimentos devem ser suficientes para atender aos requisitos do planejamento, porém não podem exceder a disponibilidade orçamentária da empresa. Essas questões pressupõem a consideração do desempenho operacional e da qualidade da energia no processo de planejamento e na seleção dos projetos para definição do portfólio de investimentos corporativos da distribuidora, visando à alocação eficiente dos recursos disponíveis.

2.2 PREVISÃO DA DEMANDA

O crescimento da demanda na área servida pela distribuidora é o fator mais importante e que mais influencia a necessidade de expansão do sistema (GÖNEN, 1986). Portanto, o estudo da reação do sistema a esses incrementos de carga é essencial ao processo de planejamento. Entretanto, o comportamento da demanda é influenciado por diversos fatores, especialmente o desenvolvimento social e econômico da região atendida pela distribuidora. O módulo de Planejamento da Expansão dos Sistemas de Distribuição do PRODIST (ANEEL, 2012) define as bases sobre as quais as distribuidoras devem desenvolver os estudos de previsão da demanda para médio e longo prazos, compreendendo a periodicidade, os horizontes de abrangência, a coleta de informações e os pontos de interesse. Segundo o PRODIST, a previsão da demanda deve ser compatível com os planos diretores municipais e regionais de desenvolvimento e deve considerar as solicitações de acesso, os pedidos de fornecimento e os acréscimos de carga. Os modelos para previsão de demanda são de livre escolha das distribuidoras, porém devem considerar os históricos de comportamento da carga, as perdas técnicas e os ganhos obtidos nos planos de eficiência energética, cujos resultados devem ser validados pela ANEEL.

As distribuidoras devem caracterizar a carga de suas unidades consumidoras e o carregamento de suas redes e transformadores, por meio de informações oriundas de campanhas de medição. Pesquisas de posse de equipamentos e hábitos de consumo das classes consumidoras devem ser realizadas para caracterização das curvas de carga (ANEEL, 2012). As cargas e as redes devem ser caracterizadas por curvas de demanda típicas para dia útil, sábado e domingo. O primeiro nível de estratificação das unidades consumidoras deve considerar as faixas de tensão. No segundo nível, os consumidores atendidos em alta tensão (igual ou superior a 69kV) são segmentados por atividades econômicas. Os consumidores atendidos em média tensão são segmentados por faixas de potência demandada e os atendidos em baixa tensão por faixas de consumo médio mensal dos últimos doze meses.

A previsão da demanda nas barras do sistema de distribuição de alta tensão deve fornecer as informações necessárias ao planejamento das linhas e subestações que têm uma interação direta com a Rede Básica e com as demais instalações do sistema elétrico. Os estudos devem ser anuais e o horizonte de previsão deve ser de dez anos. A carga deve ser caracterizada pelas demandas de potências ativa e reativa em patamares (leve, média e pesada), cujas estimativas devem ser realizadas para um cenário de referência. As unidades de geração distribuída devem ser consideradas e os pontos de interesse devem ser as barras secundárias das subestações de conexão com a Rede Básica e com as demais instalações do sistema elétrico.

No sistema de média tensão, a previsão da demanda deve fornecer as informações necessárias ao planejamento das linhas de distribuição, além de permitir a avaliação do volume de obras necessárias ao seu reforço, ampliações e correções diversas. Os estudos devem ser anuais, com caráter espacial e para um horizonte de cinco anos. A carga deve ser caracterizada pelas demandas de potências ativa e reativa em patamares (ponta e fora de ponta), de acordo com o perfil das curvas de carga do sistema de média tensão. Os pontos de interesse devem ser as barras secundárias das subestações de distribuição e a sua alocação ao longo dos circuitos de média tensão. As previsões de demanda para os barramentos primários das subestações de distribuição devem, preferencialmente, considerar cenários de evolução tecnológica e os programas de eficiência energética. As estimativas das perdas técnicas devem observar as premissas estabelecidas no módulo de Cálculo de Perdas na Distribuição do PRODIST (ANEEL, 2012).

2.3 HIERARQUIA DO PLANEJAMENTO DA DISTRIBUIÇÃO

O PRODIST especifica a hierarquização, os critérios e os estudos técnicos e econômicos que devem ser observados para o planejamento da expansão dos sistemas de distribuição e para subsidiar a definição dos pontos de conexão das instalações dos acessantes. Basicamente, o planejamento da distribuição é dividido em planejamento do sistema de alta tensão e dos sistemas de média e baixa tensões, subdivididos em horizontes de longo prazo e de médio e curto prazos (ANEEL, 2012).

O planejamento de alta tensão envolve a expansão das subestações atuais e a alocação de novas subestações, sendo afetado por diversos fatores como a previsão de crescimento da demanda, a densidade de carga da região, a proximidade aos centros de carga, a capacidade e a configuração atual do sistema e os custos associados. Outros fatores importantes são as limitações de projeto, tamanho e disponibilidade de áreas, barreiras físicas, planos diretores para uso das áreas, fatores econômicos, perdas elétricas, limitações dos alimentadores e dos sistemas de transmissão, entre outros. Além da previsão da demanda e da definição da capacidade e localização das subestações, outras questões influenciam o planejamento da distribuição, tais como o número de alimentadores, roteamento das redes, tecnologia das linhas, perdas energéticas e os custos de implantação, operação e manutenção.

O Plano de Desenvolvimento da Distribuição deve apresentar o resultado dos estudos elétricos e energéticos da distribuição, baseando-se no planejamento dos sistemas de distribuição de alta, média e baixa tensão, além do planejamento das subestações. Ele deve ser segmentado por ano e conter os planos de obras futuras, a lista das obras realizadas no ano anterior e uma análise crítica comparando as ações planejadas e realizadas, com as justificativas cabíveis. As obras devem ser classificadas em expansão da rede elétrica, renovação de ativos de distribuição, melhoria da qualidade do sistema, programas de universalização do suprimento e obras com a participação de terceiros.

2.3.1 Planejamento dos sistemas de alta tensão

O planejamento dos sistemas de distribuição de alta tensão visa à definição de um plano de obras para o horizonte de estudo, visando adequar o sistema existente às melhores condições operativas e atender às necessidades de crescimento da geração e do consumo de energia elétrica, fornecendo subsídios para a definição dos pontos de conexão de acessantes. O planejamento deve considerar os critérios de segurança, limites de carregamento e de tensão (para operação normal ou em

contingência), níveis de qualidade da energia e de confiabilidade e a viabilidade econômica e ambiental dos projetos, além das perdas, vida útil dos equipamentos e atualização tecnológica (ANEEL, 2012).

O planejamento de longo prazo do sistema de alta tensão tem por objetivo propor as principais obras de caráter estrutural para um horizonte de dez anos, respeitando os critérios técnicos e econômicos. O resultado deve ser um plano de obras composto por novas subestações, redes e linhas de distribuição, bem como ampliações das existentes, incluindo a avaliação dos pontos potenciais de conexão das instalações acessantes. Os estudos devem abranger a definição dos casos de referência, as condições e configurações a serem analisadas e o diagnóstico do sistema existente, estudos elétricos e energéticos (fluxo de potência, curto-circuito, transitórios, etc.), a formulação das alternativas, a análise técnica e ambiental, a avaliação econômico-financeira e a seleção dos projetos. Para tanto, além do conhecimento dos dados básicos do sistema, são necessárias informações do mercado a ser atendido e da geração prevista. Portanto, devem ser obtidos os dados de demanda por subestação, topologia da rede, sistema de geração, equipamentos de regulação e de manobras, custos dos investimentos, custos de operação e manutenção, custos ambientais e das perdas e o valor residual dos equipamentos e instalações.

No planejamento de curto e médio prazo do sistema de alta tensão o objetivo é detalhar o plano de obras de expansão, ampliação e reforços para um horizonte de cinco anos, de modo a atender os critérios técnicos e econômicos. Quando necessário, devem ser realizados estudos de fluxo de potência, curto-circuito, estabilidade da tensão, compensação de potência reativa e de transitórios eletromecânicos e eletromagnéticos.

2.3.2 Planejamento dos sistemas de média e baixa tensão

O objetivo do planejamento de média e baixa tensão é compor um plano de obras para um horizonte de cinco anos, onde deve ser definida a localização de novas instalações e a expansão dos alimentadores e das subestações existentes, de forma a adequar o sistema ao crescimento da demanda, permitir o atendimento de novas cargas e melhorar as condições operativas do sistema, observando os critérios técnicos, econômicos e ambientais (ANEEL, 2012). Esse planejamento deve considerar os planos diretores municipais e de desenvolvimento regional, a legislação ambiental vigente, os projetos da distribuidora para universalização do suprimento de energia elétrica e a evolução espacial prevista para o mercado e suas condicionantes ambientais durante o horizonte de estudo. Com base na nova topologia do sistema

de distribuição de média tensão planejado, devem ser realizadas a avaliação das perdas técnicas, dos perfis de tensão e de carregamento e a estimativa da evolução da confiabilidade, em comparação com a situação diagnosticada.

Os estudos devem partir do diagnóstico das subestações existentes, com a caracterização das suas cargas, recursos operativos, níveis de tensão (transgressão dos limites), avaliação das perdas técnicas nos transformadores e dos indicadores de confiabilidade (frequência e duração das interrupções nos barramentos secundários). A caracterização da carga deve compreender a determinação da demanda de potência ativa, a distribuição de carga nos alimentadores e os fatores de carga e de potência. A rede deve ser caracterizada por sua topologia, dados geográficos, parâmetros elétricos e estruturais e pela localização dos acessantes. A avaliação das perdas técnicas deve considerar as perdas nos condutores e equipamentos, de acordo com o módulo de Cálculo das Perdas na Distribuição do PRODIST (ANEEL, 2012).

As subestações devem ser planejadas em consonância com o planejamento dos sistemas de distribuição de alta tensão, a fim de determinar a sua localização, o número de barramentos secundários e as possíveis compensações de potência reativa, segundo estudos de natureza técnica, econômica e ambiental. A definição da potência e do número de transformadores da subestação deve objetivar o aumento da confiabilidade e a otimização do uso da capacidade instalada e das perdas no horizonte de estudo. O planejamento das subestações é composto por estudos elétricos, formulação de alternativas, análise técnica e ambiental para seleção preliminar de alternativas e pela análise econômica para seleção final das alternativas.

2.4 ABORDAGENS DO PLANEJAMENTO DA DISTRIBUIÇÃO

O planejamento dos sistemas de distribuição é um componente essencial para atender ao crescimento da demanda com qualidade técnica e de forma econômica. Como os custos dos sistemas de distribuição compõem uma parcela importante dos custos totais do sistema elétrico, a solução do problema de planejamento requer metodologias, modelos matemáticos, técnicas de otimização e ferramentas computacionais eficientes. Os principais objetivos do planejamento da distribuição incluem:

- Atendimento da demanda no horizonte de planejamento;

- Otimização da alocação e dimensionamento das subestações e instalações;
- Roteamento eficiente das redes e alimentadores;
- Minimização dos custos requeridos para melhoria das instalações existentes e para implantação de novas linhas e subestações;
- Minimização da frequência, severidade (duração e magnitude) e área de abrangência dos distúrbios no sistema elétrico;
- Minimização das perdas de energia (técnicas e comerciais);
- Melhoria da qualidade da energia elétrica, quanto aos aspectos da continuidade do serviço e da conformidade do produto.

As restrições consideradas no problema podem restringir o espaço de busca de soluções viáveis. As principais restrições do problema de planejamento da distribuição incluem:

- Disponibilidade financeira para os investimentos;
- Capacidade das linhas, subestações e outros equipamentos;
- Condições do fluxo de potência;
- Manutenção da estrutura radial da rede;
- Limites das quedas de tensão nas barras consumidoras;
- Padrões regulatórios para os indicadores da qualidade da energia;
- Impacto ambiental, limitações de estética e espaço urbano, etc.

Essa diversidade de objetivos e restrições dificulta o tratamento do problema de planejamento e, geralmente, não são considerados de forma simultânea, sendo dividido em subproblemas abordados separadamente. Sempértegui *et al.* (2002) analisam e classificam diversos modelos e procedimentos para o planejamento dos sistemas de distribuição, de acordo com o tratamento dado ao problema, horizonte de planejamento, métodos para abordar os problemas relacionados com subestações e alimentadores, custos, localização, dimensionamento, quedas de tensão, considerações de radialidade e técnicas matemáticas e computacionais propostas para resolvê-los.

No planejamento, a definição das novas configurações possíveis para o sistema inicia-se no âmbito do consumidor. O tipo de demanda, o fator de carga e outras características das cargas consumidoras ditam o tipo de sistema de distribuição requerido. Em seguida, os alimentadores e transformadores de distribuição podem ser definidos. As cargas dos transformadores de distribuição são combinadas para determinarem-se as demandas no sistema primário, que serão atribuídas às subestações. As cargas do sistema de distribuição, por sua vez, determinam o tamanho e a localização das subestações e a rota e a capacidade das

linhas de subtransmissão. Embora essa sequência de procedimentos pareça evidente e lógica, pode não ser viável na prática. Para facilitar e sistematizar esse processo muitas metodologias e ferramentas computacionais têm sido propostas.

O planejamento da distribuição é um problema complexo e de grande porte, pois há necessidade de várias simulações considerando diversos cenários econômicos e de mercado, além das alternativas de evolução tecnológica, critérios de planejamento, políticas da empresa, etc. Para racionalizar a atividade de planejamento, geralmente são adotados modelos simplificados para representação das redes de distribuição, onde alguns parâmetros substituem a topologia real (IPPOLITO *et al.*, 2001; IPPOLITO, SANSEVERINO e VUINOVICH, 2004). Esses modelos são utilizados em estudos que favoreçam uma redução significativa do volume de cálculos e de dados envolvidos na tarefa de avaliação do desempenho das redes (níveis de tensão, carregamento, perdas, confiabilidade, etc.), e possibilitam análises do comportamento futuro do sistema. Dessa forma, reduz-se o tempo de processamento, o que permite respostas mais rápidas, como maior agilidade e diversidade de alternativas. A capacidade de processamento computacional, os modelos matemáticos e as técnicas de otimização atualmente disponíveis permitem a proposição e análise sistemática de diversas alternativas para a expansão dos sistemas.

2.4.1 Planejamento estático e dinâmico

O planejamento da distribuição pode ser descrito como o processo de seleção de uma configuração para o sistema, ou de uma sequência de configurações para sucessivos anos, que permita atender ao crescimento da carga. A solução pode ser otimizada em relação a um conjunto de objetivos, usando-se diferentes técnicas. A determinação da melhor configuração deve contemplar vários critérios técnicos, além da minimização dos custos operacionais e de novos investimentos.

Quanto ao número de estágios do horizonte de planejamento, o problema pode apresentar um tratamento monoestágio ou multiestágio. Na abordagem monoestágio, o planejamento é considerado estático, pois o sistema é planejado para uma carga esperada ao final de um único período no horizonte de planejamento. Não há análise do crescimento da demanda ao longo do período e o horizonte de planejamento geralmente é de curto prazo (AOKI *et al.*, 1990; COSSI, 2008; GÖNEN e FOOTE, 1981; THOMPSON e WALL, 1981). Os modelos estáticos buscam a determinação da configuração da rede de mínimo custo, tal que atenda aos critérios de qualidade do suprimento no final do horizonte de

planejamento. Essa abordagem tem a vantagem de convergir todas as alternativas analisadas para uma única rede alvo. Entretanto, apresenta o inconveniente de fixar as decisões importantes sob o ponto de vista estático, o que requer um grande investimento concentrado em um único estágio. Tais investimentos podem ser proibitivos para muitas distribuidoras devido às restrições financeiras. O planejamento estático é mais adequado quando as obras e investimentos são de pequeno porte e que não necessitam de longos períodos para execução.

Quando o planejamento envolver a alocação simultânea de subestações e alimentadores e decisões de investimentos ao longo de múltiplos estágios em um horizonte de tempo mais extenso, o problema assume características dinâmicas (VUINOVICH *et al.*, 2004). As interações existentes entre essas instalações e os diferentes aspectos cronológicos do período de planejamento podem afetar a solução final do problema, afirmam Blanchard *et al.* (1996). Os modelos dinâmicos buscam a determinação da melhor transição da rede atual para uma rede alvo ao longo do horizonte de planejamento, considerando a evolução da demanda em cada estágio e suas implicações na definição das soluções para problema. Na abordagem dinâmica tenta-se resolver o problema de planejamento multiestágio em um único procedimento de otimização (COSSI, 2008; EL-KADI, 1984; GÖNEN e RAMÍREZ-ROSADO, 1986; MIKIC, 1986; MIRANDA, RANITO e PROENÇA, 1994; NARA *et al.*, 1991; VAZIRI, TOMSOVIC e BOSE, 2004; WANG, OCHOA e HARRISON, 2011). Esses modelos permitem melhorar os aspectos operacionais dos sistemas ao longo do tempo, porém geram uma grande variedade de alternativas a serem analisadas, aumentando o esforço computacional para determinação da solução ótima (COELHO, 2004).

Uma abordagem alternativa para a solução do planejamento multiestágio é a consideração de vários problemas estáticos sucessivos, onde cada estágio é tratado como se o horizonte de planejamento fosse composto por um único estágio. Os estágios seguintes são planejados em função dos resultados dos anteriores, mais o crescimento previsto para a demanda. A literatura referencia essa abordagem como planejamento pseudodinâmico (COSSI, 2008; RAMÍREZ-ROSADO e BERNAL-AGUSTÍN, 2001; RAMÍREZ-ROSADO e GÖNEN, 1991). Algumas técnicas podem combinar os dois processos, onde a otimização estática é responsável por definir a rede alvo e a otimização dinâmica determina a melhor evolução da rede atual até a rede alvo no final do horizonte de planejamento. Como no caso estático, a melhor solução para o planejamento pseudodinâmico pode não ser um ótimo global, já

que as decisões tomadas em uma etapa do planejamento influenciam a solução final e não podem ser modificadas nas etapas subsequentes.

2.4.2 Obtenção das alternativas de expansão da distribuição

Na literatura, o planejamento da expansão dos sistemas de distribuição é tratado por diversas abordagens, cada qual focando uma parte do problema e considerando determinados aspectos e critérios, onde a obtenção da solução é auxiliada por diferentes metodologias, modelos analíticos, técnicas matemáticas e métodos de otimização. Algumas abordagens tratam apenas o subproblema de dimensionamento e alocação das subestações (CRAWFORD e HOLT JR., 1975; EL-KADI, 1984; HONGWEI *et al.*, 1993; THOMPSON e WALL, 1981), enquanto outras tratam do subproblema de dimensionamento e roteamento das linhas e alimentadores (BOULAXIS e PAPADOULOS, 2002; CHOWDHURY e KOVAL, 2004; JONNAVITHULA e BILLINTON, 1996; MIKIC, 1986). Vários estudos tratam o problema de dimensionamento dos alimentadores e a otimização do roteamento das linhas por meio de programação matemática e de sistemas de informação geográfica, considerando além dos custos e dos critérios técnicos, algumas restrições físicas, como obstáculos, traçados complexos e linhas existentes (BOUCHARD, SALAMA e CHIKHANI, 1994; 1995; BOULAXIS e PAPADOULOS, 2002).

Alguns pesquisadores têm procurado resolver o problema de planejamento da distribuição como uma sequência de ambos os subproblemas, onde após analisar a alocação e dimensionamento das subestações em uma primeira etapa, o dimensionamento e roteamento das linhas e alimentadores são executados na etapa seguinte. No entanto, do ponto de vista matemático, esta abordagem não garante que uma solução ótima global seja obtida, pois cada subproblema é resolvido de forma independente, cujas soluções podem ser ótimos locais desses subproblemas (SEMPÉRTEGUI *et al.*, 2002; SKRLEC *et al.*, 1996). Devido aos possíveis erros advindos do tratamento separado dos subproblemas, tem-se utilizado técnicas computacionais de alto desempenho para uma solução combinada dos subproblemas, em uma única etapa (GÖNEN e RAMÍREZ-ROSADO, 1986).

O planejamento da distribuição pode ser abordado como um problema de otimização combinatória (KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009), formulado por modelos matemáticos de programação linear, não linear, inteira e mista (AOKI *et al.*, 1990; EL-KADI, 1984; GÖNEN e FOOTE, 1981; GÖNEN e RAMÍREZ-ROSADO, 1986; NARA *et al.*, 1991), programação dinâmica (ANTUNES, 1999; ANTUNES, KAGAN

e BURGOS, 2004; BLANCHARD *et al.*, 1996; MIKIC, 1986; RAMÍREZ-ROSADO, DOMINGUEZ-NAVARRO e YUSTA-LOYO, 1999) ou pseudodinâmica (RAMÍREZ-ROSADO e GÖNEN, 1991).

Haffner *et al* (2006) propuseram um modelo de programação inteira mista para o planejamento multiestágio da expansão do sistema de distribuição. A função-objetivo considera a minimização do valor presente dos custos totais de instalação de equipamentos, de operação e de manutenção da rede. As restrições envolvem a capacidade dos equipamentos e os limites de tensão do sistema. Algumas restrições lógicas são consideradas para reduzir o espaço de busca. O modelo considera a ampliação da capacidade e instalação de novas subestações e alterações possíveis nos alimentadores (ampliação, remoção, subdivisão, transferência de carga e substituição de condutores).

Da análise da bibliografia especializada, percebe-se que os maiores esforços têm sido no desenvolvimento de modelos para solução do problema de planejamento por meio de métodos heurísticos de otimização, os quais são discutidos no Capítulo 4. Embora não garantam a obtenção da solução ótima, os pesquisadores da área consideram que esses métodos facilitam a determinação de soluções de qualidade, especialmente devido à natureza combinatória e multiobjetivo do problema (SEMPÉRTEGUI, 2002; KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009). O problema da minimização dos custos atendendo às restrições operacionais, por exemplo, pode ser formulado como um problema combinatório envolvendo variáveis discretas, cujo porte e complexidade é tal que, para trabalhar com sistemas de distribuição reais, a aplicação de algoritmos heurísticos tem sido bastante conveniente (BOUCHARD, SALAMA e CHIKHANI, 1994; 1995; NARA, 2000; NARA *et al.*, 1994; PONCE DE LEÃO e MATOS, 1999; VUINOVICH *et al.*, 2004).

Em muitas abordagens, o problema da expansão do sistema de distribuição é formulado como uma busca de caminho de mínimo custo em um grafo ordenado e resolvido por meio de algoritmos heurísticos, onde os nós representam possíveis configurações do sistema e os ramos determinam os custos e os valores associados à transição dos estados do sistema. Algumas metodologias híbridas combinam algoritmos heurísticos com outras técnicas, como os sistemas especialistas baseados em regras, para auxiliar na determinação de alternativas de expansão (BRAUNER e ZOBEL, 1994; HSU e CHEN, 1990; VAZIRI, TOMSOVIC e BOSE, 2004; ZHANG, HOPE e MALIK, 1989).

Dentre os métodos heurísticos mais usados na otimização do planejamento da distribuição, destacam-se os algoritmos bioinspirados (ALVARADO *et al.*, 2009; CARVALHO *et al.*, 2000; GÓMEZ *et al.*,

2004; MANTAWY e AL-MUHAINI, 2008), especialmente os algoritmos genéticos, devido sua maior aderência às características do problema, com bons resultados em diversas aplicações (BOUCHARD; SALAMA e CHIKHANI, 1994; 1995; BRAZ, SOUZA e ALVES, 2004; CARRANO, NETO e TAKAHASHI, 2004; FALCÃO, 2002; FERREIRA *et al.*, 2001; LIN; SU e TSAY, 1998; MIRANDA; RANITO e PROENÇA, 1994; RAMÍREZ-ROSADO e BERNAL-AGUSTÍN, 1998; 2001; RIVAS-DÁVALOS e IRVING, 2003; 2005; RIVAS-DÁVALOS *et al.*, 2007; SKRLEC *et al.*, 1996).

Os modelos de planejamento do sistema de distribuição podem apresentar uma abordagem determinística ou probabilística. Nos modelos determinísticos as variáveis de natureza aleatória não são consideradas diretamente, ou são tratadas de forma determinística, onde os valores são tidos como certos e conhecidos. Por outro lado, a consideração da natureza aleatória das variáveis do problema de planejamento e a necessidade de quantificação do nível de risco ou incertezas demandam a utilização de modelos probabilísticos ou difusos. Nesses casos a confiabilidade, por exemplo, deixa de atuar como uma restrição e passa a incorporar a função-objetivo do problema, agregando o custo esperado da energia não suprida aos custos dos investimentos, perdas, operação e manutenção (CHOWDHURY e KOVAL, 2004). A análise dos riscos e incertezas em múltiplos cenários é importante para avaliar o carregamento das subestações, transformadores e linhas de distribuição (KAGAN e OLIVEIRA, 2001). Alguns pesquisadores têm adotado as técnicas dos conjuntos difusos (*fuzzy set techniques*) como forma de incorporar as incertezas das variáveis e as tolerâncias nas violações das restrições do problema (RAMÍREZ-ROSADO e DOMÍNGUEZ-NAVARRO, 2004; RAMÍREZ-ROSADO *et al.*, 1999). Algumas metodologias associam as técnicas *fuzzy* aos algoritmos heurísticos para tratar as incertezas no planejamento da distribuição (CARVALHO *et al.*, 1998; WANG, OCHOA e HARRISON, 2011).

Na revisão das abordagens para o problema de planejamento dos sistemas de distribuição, Sempértegui *et al.* (2002) afirmam que a maioria dos modelos não inclui os custos fixos, e que é comum uma representação deficiente dos alimentadores, onde as perdas geralmente são linearizadas. Soares *et al.* (1999) propõem uma abordagem para redução das perdas no sistema, de forma a minimizar os investimentos na expansão da capacidade de geração requeridos para compensá-las. As características operacionais da estrutura radial das redes de distribuição têm sido consideradas em muitas metodologias (EL-KADI, 1984; GÖNEN e FOOTE, 1981; THOMPSON e WALL, 1981). As quedas de

tensão e a qualidade da energia são considerações técnicas importantes, porém muitos trabalhos não as consideram ou as tratam como restrições do problema (SEMPÉRTEGUI *et al.*, 2002; SHORT, 2006; TANG, 1996). Embora seja frequente a incorporação de alguns critérios de continuidade e confiabilidade (BILLINTON e ALLAN, 1988; LOTERO e CONTRERAS, 2011), a maioria das abordagens para o planejamento da distribuição não envolve os aspectos da conformidade da tensão (CELLI, PISO e PISANO, 2004; VUINOVICH *et al.*, 2004; WARREN e ADAMS, 2001). Além disso, muitos modelos não consideram o crescimento da demanda nos períodos analisados ou consideram-no uniforme na área estudada. A análise da sensibilidade dos planos de expansão em função de possíveis variações na previsão da demanda também não é considerada em muitas abordagens, o que poderia prover melhores soluções, afirmam Sempértégui *et al.* (2002).

Algumas abordagens incluem a geração distribuída na formulação de alternativas para a expansão dos sistemas de distribuição (AHMADI *et al.*, 2008; BOULAXIS e PAPADOULOS, 2002; CARAMIA *et al.*, 2006; HAFFNER *et al.*, 2008). Martins e Borges (2008) incorporam a geração distribuída às alternativas convencionais de expansão para solução do problema de planejamento estático da expansão de sistemas de distribuição, formulado por meio de programação não linear mista e resolvido por um algoritmo genético. O objetivo é a obtenção de uma configuração radial que minimize a função-objetivo, constituída pelos custos anuais relativos às perdas de energia, valor esperado da energia não suprida, encargos devido à utilização das redes de transmissão e a queda de tensão admissível na rede. Para cada configuração possível, um fluxo de potência não linear é executado para determinar as condições operacionais das linhas. No algoritmo genético, a aptidão de cada indivíduo é obtida por uma soma normalizada dos objetivos, onde são penalizadas as configurações que violam as restrições.

Estudos de planejamento do sistema de distribuição efetuados de forma localizada não garantem a minimização global dos custos do sistema e têm sido motivo de preocupação do Setor Elétrico. O planejamento agregado permite maior aderência à realidade do sistema, visualizando o problema da expansão como um todo e considerando horizontes mais amplos (KAGAN, GOUVÊA e TAHAN, 2009; SCHMIDT *et al.*, 2007). Dado o porte e complexidade do problema, essas metodologias empregam representações mais simplificadas dos sistemas, consideram uma distribuição uniforme das cargas e adotam valores estatísticos das principais grandezas físicas e elétricas da rede.

Penin (2000) incorpora os índices da qualidade da energia para beneficiar o planejamento agregado de investimentos, focado no âmbito das incertezas. A proposta permite a análise da qualidade do sistema de distribuição, estimando os investimentos necessários à melhoria do nível de tensão de cada alimentador. A duração e frequência de falhas, queda de tensão, perdas, energia não suprida, carregamento dos alimentadores e das subestações são indicadores considerados. Aguiar (2005) apresenta uma análise dos diferentes paradigmas de planejamento dos sistemas de distribuição seguidos pelas concessionárias do setor elétrico, e propõe uma abordagem baseada na combinação da análise marginal da relação entre benefícios e custos, na definição de uma base para a comparação das opções de investimento e na inclusão de indicadores do desempenho operacional na avaliação econômica do planejamento.

2.4.3 Abordagem multiobjetivo

A expansão dos sistemas de distribuição envolve a determinação de onde, quando e quais tipos de instalações e equipamentos devem ser construídos ou substituídos ao longo do período de planejamento, de modo a satisfazer os requisitos de desempenho operacional e qualidade do serviço de suprimento, procurando contemplar o menor custo possível para os investimentos e operação. Desde os primeiros estudos de planejamento, onde o único objetivo era a obtenção de uma solução de mínimo custo, as metodologias para o planejamento dos sistemas de distribuição vêm evoluindo rapidamente. Alguns estudos têm adotado como objetivos não somente a redução dos custos, mas também a melhoria de alguns indicadores do suprimento de energia elétrica, como a confiabilidade, níveis de carregamento, quedas de tensão nos alimentadores, ou ainda o retorno dos investimentos (MIRANDA, RANITO e PROENÇA, 1994; TANG, 1996). Em ambientes regulados, o desempenho do sistema em termos da qualidade da energia assume um papel importante. As modificações no sistema que levam a melhorar a qualidade da energia devem ser analisadas em relação aos custos. Isto pode ser feito incluindo-se alguns indicadores da qualidade da energia como objetivos adicionais no problema de planejamento da distribuição (CHOWDHURY e KOVAL, 2004; VUINOVICH *et al.*, 2004).

Quando além dos custos, outros objetivos são incluídos no planejamento, pode não existir uma solução melhor em relação a todos eles, ou seja, uma solução ótima global. O processo de otimização torna-se mais complexo, pois as melhores soluções possíveis devem representar um compromisso (*tradeoff*) entre todos os objetivos. O planejamento da distribuição considerando múltiplos objetivos

simultâneos (muitas vezes conflitantes entre si) é um problema combinatório de grande porte, sujeito a um conjunto de restrições, que apresenta um amplo espaço de busca e uma estrutura multimodal, com possibilidade de várias soluções ótimas locais (CARRANO, NETO e TAKAHASHI, 2004; COSSI *et al.*, 2006). Alguns problemas são resolvidos pela combinação dos objetivos, usando-se fatores de ponderação (TAMAKI, KITA e KOBAYASHI, 1996). No entanto, a solução obtida depende da definição prévia dos pesos para a importância relativa de cada objetivo, o que requer conhecimento especialista ou julgamentos subjetivos (VUINOVICH *et al.*, 2004).

Algumas técnicas heurísticas discutidas no Capítulo 4 são opções válidas para a otimização multiobjetivo, pois permitem encontrar várias soluções de compromisso em uma única execução do algoritmo. Cossi *et al.* (2006) tratam o problema do planejamento das redes primárias de distribuição por meio de um modelo de programação não linear inteiro misto multiobjetivo, onde são consideradas duas funções-objetivo: os custos de expansão e de operação das redes primárias e o custo da confiabilidade (energia não suprida). O algoritmo heurístico de Busca Tabu (BAYKASOGLU, OWEN e GINDY, 1999) minimiza os objetivos, considerando as restrições de manutenção da topologia radial do sistema, o atendimento da demanda em cada estágio e os limites de queda de tensão nos alimentadores. As funções-objetivo são avaliadas por um fluxo de potência monofásico e a alocação de chaves é resolvido utilizando um algoritmo genético (COSSI *et al.*, 2006).

Os algoritmos evolucionários multiobjetivos têm sido usados amplamente na otimização do planejamento da distribuição, pois a codificação genética é muito aderente à modelagem dos problemas combinatórios. Carvalho e Ferreira (2004) propõem uma metodologia evolucionária multiobjetivo para adequação dos níveis de confiabilidade (energia não suprida) por meio da decisão de investimentos em circuitos de reforço no sistema. Ramírez-Rosado e Bernal-Agustín (2001) usam um algoritmo evolucionário multiobjetivo na solução de um modelo de programação não linear inteiro misto para otimização da confiabilidade e dos custos no planejamento pseudodinâmico da expansão de sistemas de distribuição. O algoritmo usa uma codificação cromossômica inteira não binária para representar as possíveis soluções para as configurações dos alimentadores e das subestações do sistema, além de um operador genético para melhorar progressivamente os valores das funções-objetivo que constituem o conjunto de soluções de compromisso.

Outras técnicas heurísticas também têm sido utilizadas, como os algoritmos baseados em Enxame de Partículas (BRIGATTO, 2011;

MANTAWY e AL-MUHAINI, 2008; NGATCHOU, ZAREI e EL-SHARKAWI, 2005) e Colônias de Formigas (ALVARADO *et al.*, 2009; DORIGO e GAMBARDELLA, 1997). Ippolito, Sanseverino e Vuinovich (2004) apresentaram uma metodologia multiobjetivo híbrida para o planejamento dinâmico dos sistemas de distribuição que combina a busca em Colônia de Formigas com um algoritmo genético, onde são considerados o crescimento da demanda e os aspectos de mercado e da confiabilidade (frequência de interrupções). Cada objetivo é tratado por uma colônia de formigas, onde a fase *forward* trata individualmente cada objetivo e a fase *backward* trata da obtenção das soluções de compromisso, usando o algoritmo genético NSGA (Seção 4.10).

No planejamento da distribuição, o decisor geralmente não deseja somente uma única solução, mas um conjunto de alternativas eficientes, dentre as quais possa escolher a mais adequada para uma dada situação particular, segundo critérios de sua avaliação. Carrano, Neto e Takahashi (2004) afirmam que é mais adequado ao planejamento um conjunto de alternativas eficientes do que apenas uma solução considerada ótima, já que a mesma atenderia a apenas um único critério em detrimento de outros também importantes. A possibilidade de escolha da melhor alternativa corrobora a necessidade de o problema de planejamento ser tratado segundo sua natureza multiobjetivo.

2.4.4 Seleção dos projetos de expansão da distribuição

O mercado de energia elétrica é atendido por um serviço de concessão pública que possui uma regulamentação rígida e complexa. O Agente Regulador define diversos padrões compulsórios de qualidade, tanto para a conformidade do produto como para a prestação do serviço, além de regras que assegurem uma melhoria contínua em termos de otimização dos custos operacionais e administrativos (ANEEL, 2012). Devido a sua responsabilidade pública, as distribuidoras de energia elétrica apresentam um complexo problema de planejamento e gestão dos ativos, pois são empresas de capital intensivo que necessitam realizar um grande volume de investimentos na infraestrutura elétrica para fornecer energia aos seus consumidores. Os investimentos devem ser suficientes para atender ao crescimento da demanda e satisfazer as exigências regulatórias, porém não podem exceder a capacidade de investimento da empresa.

Nesse cenário, o planejamento estratégico e a gestão eficiente do conjunto de ativos são de fundamental importância econômica. O crescente custo do capital para novos investimentos, as restrições orçamentárias e a pressão para melhoria da qualidade do suprimento e

redução dos custos da energia exigem das distribuidoras a obtenção do máximo grau de desempenho operacional do sistema (BROWN e MARSHALL, 2000). Como o mercado não permite uma rápida recuperação do capital investido, para que o conjunto de ativos mantenha um desempenho satisfatório e apresente uma vida útil extensa, são necessários frequentes investimentos adicionais em projetos de manutenção, reforços e expansão da infraestrutura de distribuição (CHAPEL, 2007). Para assegurar que as decisões de planejamento sejam tomadas de forma racional, a seleção desses projetos deve ser baseada em informações técnicas e econômicas confiáveis (EPRI, 2003).

Os investimentos na melhoria e expansão do sistema de distribuição devem ser planejados para minimizar a frequência e o tempo das interrupções do suprimento nos consumidores, reduzir as perdas energéticas e manter a conformidade do produto. Para tanto, são necessários métodos que permitam avaliar a condição operacional dos alimentadores, afirmam Choi *et al.* (2005). Algumas distribuidoras definem metas de confiabilidade e investem nos projetos de melhorias para atingi-las. As prioridades devem ser as melhorias nos alimentadores onde as falhas mais afetem a confiabilidade do sistema. Brown (2002-b) recomenda que alimentadores com maior frequência de falhas recebam maior prioridade nos investimentos, seguidos daqueles que apresentem maior duração das interrupções, pois se houver redução na frequência, a duração total das falhas provavelmente deverá diminuir.

Muitas ferramentas de planejamento disponíveis atualmente são capazes de fornecer alternativas de expansão do sistema de distribuição. Todavia, a obtenção de um plano otimizado de expansão requer a determinação de soluções que permitam minimizar os custos e maximizar o valor dos benefícios proporcionados pelo conjunto de projetos selecionados. Tais abordagens devem incluir tanto ações potenciais ao longo do tempo, como o espectro de necessidades futuras e condições de mercado, onde um conjunto de decisões viáveis seja analisado através das condições e requisitos possíveis. A seleção dos projetos requer uma metodologia criteriosa, abrangente e confiável, de forma a reduzir a subjetividade do processo e melhorar a qualidade das decisões. Esse processo é essencial para as distribuidoras, pois deve garantir a sustentabilidade do negócio, assegurar o cumprimento dos requisitos regulatórios e atender às expectativas dos consumidores e investidores. O grande desafio atual é tornar essa análise tratável por um modelo matemático viável e eficiente (EPRI, 2003).

Feinstein e Chapel (1999) propõem uma metodologia analítica de planejamento da infraestrutura e da manutenção de ativos do sistema de

distribuição para explorar as vantagens econômicas das soluções potenciais e determinar um conjunto ótimo de ações que permitam melhorar o desempenho futuro do negócio. Essa metodologia busca desenvolver estratégias de investimento no sistema que atendam às necessidades dos consumidores, considerando os riscos e as incertezas da demanda futura, investimentos na infraestrutura e os custos da energia. Brown e Marshall (2000) desenvolveram um algoritmo para planejamento com restrições orçamentárias, onde a seleção dos projetos é abordada como um problema de otimização baseado em uma relação marginal entre benefícios e custos, similar ao despacho econômico. Nessa metodologia, cada unidade monetária adicional gasta deve ser justificada com base no valor que ela adiciona ao projeto. Um projeto de maior custo somente será orçado se o incremento de benefício, comparado com o incremento de custo, for maior que o das outras opções. Entretanto, os benefícios estão associados unicamente à melhoria da confiabilidade proporcionada pelos projetos.

Valente *et al.* (2004) adotam uma metodologia para priorização dos projetos de melhorias no sistema de distribuição baseada no retorno dos investimentos, o qual é determinado pela diferença entre os custos antes e após a implantação dos projetos, incluindo os custos da energia não suprida e das perdas. O retorno dos investimentos é otimizado pelo método *branch-and-bound* e um algoritmo genético simples. Almeida Filho (2003) também usa um algoritmo genético e o método *branch-and-bound* para priorização das melhorias na rede de baixa tensão, buscando o suprimento adequado aos consumidores e visando à maximização do retorno dos investimentos. O processo incorpora uma análise de fluxo de potência na rede secundária e as exigências regulatórias, além de um tratamento probabilístico para as curvas de carga típicas para cada classe de consumidor. O algoritmo avalia as melhorias propostas e seleciona aquelas que apresentem maior retorno dos investimentos e que atendam aos requisitos de nível de tensão e continuidade do serviço, segundo as restrições orçamentárias da empresa. No entanto, o tratamento é monoestágio e considera apenas as melhorias propostas para uma rede de distribuição específica.

Choi *et al.* (2005) desenvolveram um método de auxílio à priorização dos investimentos de uma distribuidora considerando indicadores da confiabilidade em um modelo de critérios ponderados. Para ordenação dos projetos, o método faz uso de um sistema *fuzzy* que combina os indicadores da confiabilidade e as pontuações dos critérios, estabelecidas pelas gerências regionais da empresa, agregadas por uma função ponderada que considera o comprimento médio das linhas e dos

ramais, nível de manutenção, grau de poluição, crescimento da carga, capacidade de interconexão, taxa de falhas e o tipo de projeto a ser executado. Segundo os autores, alterando a ordem de prioridade dos investimentos, a confiabilidade na área avaliada foi melhorada em relação ao processo convencional. Entretanto, o método depende fortemente dos fatores de ponderação predeterminados e não utiliza um processo de otimização do conjunto de projetos selecionados.

García-Melón *et al.* (2009) propuseram uma metodologia para priorização de projetos baseada nos objetivos estratégicos de uma distribuidora, de forma a auxiliar na alocação do orçamento anual. Os projetos são divididos em grupos (melhorias técnicas, de qualidade e de recursos humanos) e avaliados por um índice estratégico obtido pelo método multicritério ANP (Seção 5.12.3) que agrega os julgamentos dos especialistas. Os critérios consideram a continuidade e qualidade do serviço, investimentos e custos operacionais, viabilidade, satisfação do consumidor, flexibilidade da rede, plano de manutenção e tempo de resposta. Embora a metodologia contribua para atingir as metas da empresa, o método ANP requer julgamentos de difícil compreensão pelos especialistas não familiarizados, especialmente quando o número de projetos for significativo.

A metodologia de Zhou e Spare (2007) para selecionar os projetos adota um índice da eficiência do custo para melhorar a confiabilidade do sistema de distribuição. Os projetos são categorizados em relação aos custos com novas instalações e custos operacionais com a inspeção e manutenção das instalações existentes. O índice da eficiência dos projetos é calculado pela relação entre os benefícios médios nos indicadores da confiabilidade e os custos totais. Os projetos são ordenados pelo índice, segundo o orçamento disponível, metas para os indicadores e restrições de condicionamentos e excludências dos projetos. No entanto, o processo não é automático e não otimiza o conjunto de projetos selecionados.

Falcão (2002) utiliza um algoritmo genético para a priorização dos projetos de expansão do sistema de distribuição considerando um horizonte multiestágio. No entanto, abordagem é mono-objetivo, pois envolve apenas a minimização do valor presente líquido dos custos dos projetos. Antunes, Kagan e Burgos (2004) descrevem uma metodologia multiestágio para priorização de projetos de expansão da distribuição que envolve critérios técnicos e econômicos e considera investimentos em todos os níveis de tensão do sistema. As informações dos projetos são obtidas por modelos de planejamento de longo prazo. A evolução

otimizada das redes de baixa tensão baseia-se no SISPAI-BT¹. A priorização das obras no sistema de média tensão é feita pela ordenação direta daquelas que, primeiramente, atendam aos critérios técnicos, que apresentem as melhores taxas de rentabilidade inicial e, finalmente, que se enquadrem no orçamento disponível. As obras para o sistema de alta tensão são submetidas à minimização dos custos por um modelo de programação linear inteira mista e algoritmos de transporte. Embora a metodologia seja abrangente e multiestágio, não há otimização global do conjunto de projetos, pois as alternativas são ordenadas e limitadas pela disponibilidade orçamentária.

Segundo Chapel (2007), nas distribuidoras de energia elétrica a otimização das decisões de investimentos pode resultar em um aumento de até 20% no valor do portfólio corporativo, ou seja, no conjunto de projetos selecionados. Porém, as decisões geralmente consideram os critérios econômicos, relevando a um segundo plano outras questões que também são estratégicas para a empresa. No entanto, grande parte do incremento de valor pode vir da análise dos aspectos não financeiros dos projetos e pela incorporação dessa informação no processo decisório. Alguns dados sugerem uma relação média de 5/1 entre benefícios e custos nos projetos executados por uma distribuidora (CHAPEL, 2007). Para que esses ganhos sejam significativos, é necessária uma abordagem válida para mensuração dos benefícios não financeiros dos projetos e uma forma eficiente de otimização do portfólio em nível corporativo, tal que permita a avaliação simultânea dos atributos dos projetos propostos pela empresa, em função da disponibilidade orçamentária e do período de planejamento. A otimização do portfólio corporativo permite ajustar a distribuição orçamentária, alocando os recursos disponíveis nos setores, departamentos ou unidades gerenciais que proponham os projetos com maior potencial de valor para a empresa. Essa abordagem encontra-se na área de Gestão do Portfólio de Projetos, discutida no Capítulo 3, sendo particularmente útil para aplicação à estrutura gerencial das distribuidoras de energia elétrica.

Muitas distribuidoras apresentam uma estrutura gerencial regionalizada, pois abrangem uma área geográfica dispersa e um elevado contingente de redes e equipamentos elétricos para o suprimento de energia elétrica a um grande número de consumidores. Martin e Merkhofer (2003) descrevem um processo formal para alocar os recursos nos projetos das unidades regionais de uma distribuidora.

¹ SISPAI-BT: Sistema Integrado de Planejamento Agregado de Investimentos na Expansão de Sistemas de Distribuição de Baixa Tensão.

Um método multicritério foi usado para alocar o orçamento nos projetos que melhorassem a confiabilidade do sistema e o serviço prestado aos consumidores. Os critérios estão associados aos custos, à qualidade da energia e à imagem da empresa. Devido às exigências regulatórias e políticas da empresa, a confiabilidade foi tratada como restrição. As alternativas são ordenadas por um indicador de valor, baseado em pesos e métricas para cada critério. Segundo os autores, a metodologia reduziu a subjetividade do processo de planejamento e melhorou a qualidade das decisões, anteriormente baseadas na intuição e eloquência dos agentes mais influentes. Por outro lado, foram identificadas algumas deficiências e mudanças necessárias para melhorar o processo de priorização de projetos, tais como a falta de dados adequados e conflitos entre as áreas de engenharia, financeira e operacional, observam os autores.

Schettino e Cordeiro (2009) discutem os desafios da priorização de projetos e propõem uma metodologia para elaboração do plano de investimentos de uma empresa distribuidora descentralizada, visando ao atendimento das exigências regulatórias. A metodologia define um índice de priorização com pesos distintos para os projetos de cada região, em função de sua realidade operacional. A avaliação está associada ao propósito do projeto (segurança, compulsório, expansão, vida útil, qualidade e continuidade, perdas, infraestrutura de apoio, redução de despesas operacionais, novos negócios e rentabilidade). Após a priorização da carteira de projetos de cada região, todas as alternativas competem pelo orçamento disponível. A priorização dos projetos é realizada pela ordenação decrescente do índice baseado na soma ponderada dos critérios e limitada pelo orçamento disponível.

Moreira, Mussoi e Teive (2009) adotam um algoritmo genético multiobjetivo para selecionar os projetos para o plano de expansão de uma distribuidora descentralizada, onde são considerados os indicadores da frequência de interrupções e os níveis de tensão e de carregamento dos alimentadores, além do número de consumidores e dos custos de cada projeto. Contudo, a abordagem não considera outros aspectos da qualidade da energia e os planos de expansão são propostos para um único estágio de planejamento. Essa metodologia foi estendida por Mussoi e Teive (2012-a) para incluir outros critérios no processo de seleção dos projetos, como a duração das interrupções, perdas, transgressões dos níveis de tensão e fator de potência dos alimentadores, além dos benefícios financeiros de cada projeto. Ainda nessa linha, Mussoi e Teive (2012-c) propuseram um modelo analítico para a seleção e alocação multiestágio dos projetos de melhoria e expansão do sistema de distribuição, baseado em diversos indicadores regulatórios da

qualidade da energia, no desempenho operacional e nos custos e benefícios financeiros. Na análise dos projetos, o modelo também considera os custos das perdas de energia e das penalizações por transgressões dos limites regulatórios. Os estudos apresentados nesses trabalhos demonstram que a incorporação da qualidade da energia no modelo analítico altera a prioridade dos projetos e oferece um plano de investimentos com maior valor agregado.

O planejamento dos sistemas de distribuição é norteado pela necessidade de executar diversos projetos para que o crescimento da demanda e os critérios de desempenho operacional e da qualidade da energia sejam atendidos. Os projetos de melhorias e expansão devem ser convenientes e atrativos, tanto do ponto de vista técnico como econômico, porém são limitados pela disponibilidade orçamentária. Portanto, devem ser apropriadamente selecionados para comporem o portfólio de investimentos da empresa e para definirem o Plano de Desenvolvimento da Distribuição, exigido pela Agência Reguladora. Algumas políticas adotadas pela distribuidora também influenciam a seleção dos projetos, tais como a conveniência de atendimento a grandes consumidores, questões ambientais, tecnologias adotadas, imagem da empresa e o grau de satisfação dos seus consumidores. A priorização de projetos é um tema de pesquisa emergente no meio acadêmico. No entanto, as abordagens disponíveis ainda são restritas e muitas metodologias para seleção de projetos não são específicas para as características e necessidades do Setor Elétrico.

2.5 QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA

A sociedade moderna é intensiva no uso da eletricidade. A interrupção do suprimento ou a deterioração da qualidade da energia elétrica pode provocar diversos transtornos, desde prejuízos econômicos, comprometimento de serviços públicos importantes ou essenciais, problemas de ordem social e até colocar em risco a segurança física dos cidadãos. Os sistemas elétricos interligados e de grande porte são planejados para isolar as eventuais falhas que possam comprometer a sua integridade, porém estão sujeitos à ocorrência de diferentes tipos de distúrbios que podem conduzir à instabilidade operacional. Conforme a severidade do distúrbio (intensidade, duração e abrangência), pode haver desligamentos ou a deterioração dos parâmetros do sinal elétrico, os quais provocam a interrupção ou o mau funcionamento das cargas, especialmente equipamentos eletroeletrônicos sensíveis. Nesses casos,

pode haver redução ou parada de serviços e processos produtivos, com evidentes e significativos prejuízos econômicos e sociais.

O conceito de qualidade da energia elétrica pode apresentar diferentes interpretações e significados. Em um sentido mais amplo, Martinho (2009) define a qualidade da energia como a compatibilidade entre a fonte de energia e a carga conectada, ou a forma com que a energia elétrica atende às necessidades de quem a utiliza. Em uma interpretação mais específica, porém amplamente usada na literatura, a qualidade de energia elétrica diz respeito à (ARRILLAGA, BOLLEN e WATSON, 2000; DUGAN *et. al.*, 2004; SANKARAN, 2002):

- Habilidade do sistema elétrico operar sem provocar distúrbios ou prejuízos às cargas, uma propriedade focada principalmente na conformidade da tensão² nos pontos de conexão com a rede;
- Habilidade das cargas operarem sem perturbar ou reduzir a eficiência do sistema, uma propriedade focada principalmente, mas não exclusivamente, na forma de onda da corrente elétrica.

Segundo Billinton e Allan (1988), em contraste ao termo confiabilidade, que geralmente abrange os eventos de longa duração (tipicamente na faixa de minutos), os distúrbios da qualidade da energia elétrica também incluem os eventos de curta duração, como as variações de tensão (duração de poucos ciclos até alguns segundos) e transitórios (duração menor que um ciclo). Também são distúrbios da qualidade da energia elétrica o desvio do fator de potência, desequilíbrio de tensões, cintilação luminosa (*flicker*) e distorção harmônica (IEEE, 1995).

Para as distribuidoras, a energia elétrica envolve a qualidade do produto e do serviço de suprimento, conforme estabelece a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2012). A qualidade do serviço abrange os aspectos da continuidade (confiabilidade e disponibilidade) do suprimento de energia e a prestação de informações e serviços complementares aos consumidores. A qualidade do produto está relacionada à conformidade do sinal elétrico aos padrões regulatórios. O nível da qualidade da energia fornecida envolve aspectos relacionados aos custos e a quanto os consumidores estão dispostos a pagar por uma melhoria. Para Coelho, Parada e Knolseisen (2002), o custo social da qualidade da energia elétrica é a soma dos custos para os consumidores pela falta de qualidade da energia consumida, com os custos para as

² A conformidade de tensão refere-se ao fornecimento da energia elétrica com tensão senoidal pura, sem alterações na amplitude, frequência ou fase, como se emanasse de uma fonte de potência infinita.

distribuidoras aumentarem a qualidade do suprimento. No entanto, esse custo é teórico, pois a qualidade da energia elétrica tem um valor ou significado diferente para cada consumidor.

Baltazar (2007) salienta que a medição de grandezas físicas e o cálculo dos indicadores de continuidade e conformidade do sinal elétrico não são suficientes para determinar a qualidade da energia elétrica como um todo. No aspecto da qualidade do serviço, além da avaliação dos indicadores apropriados, também devem ser avaliados o atendimento dedicado aos consumidores e a sua satisfação com os serviços prestados. Nesse sentido, a ANEEL vem adotando formas de avaliar a qualidade do serviço por meio de indicadores do atendimento e de pesquisas de satisfação dos consumidores (ANEEL, 2012).

A melhoria da qualidade do suprimento sempre foi uma preocupação na operação dos sistemas elétricos. Mais recentemente, essa questão vem adquirindo maior importância, tanto para as distribuidoras e fabricantes de equipamentos eletroeletrônicos, como para os usuários finais. A cultura corporativa e os requisitos de produtividade atuais, caracterizados pela contínua otimização de processos, exigem o uso de componentes e equipamentos eletrônicos sofisticados, cada vez mais sensíveis aos distúrbios da qualidade da energia elétrica (ABREU e CASTELLANO, 2006). Afundamentos de tensão de curta duração podem gerar colapso na cadeia produtiva e são motivos de preocupação em plantas industriais, especialmente onde os processos produtivos são contínuos e rigidamente controlados. Os modernos equipamentos microprocessados, operam com baixo nível de tensão e com escalas de tempo muito reduzidas, sendo suscetíveis a alguns tipos de distúrbios que, em passado recente, eram considerados de menor importância (BURKE, GRIFFITH e WARD, 1990; KAZIBWE e SENDAULA, 1992; TORRES, RUEDA e REYES, 2006).

Um estudo da ABRACE³ indica que as variações na qualidade da energia elétrica trazem grandes prejuízos para a indústria, mesmo quando não há transgressão dos limites regulatórios, pois o tempo de parada e retomada de processos apresenta custos bastante significativos (ABRACE, 2005). O montante de prejuízos depende da suscetibilidade dos equipamentos, sistemas e processos da planta industrial e do tipo e severidade dos distúrbios. Na medida em que aumenta a conscientização e a preocupação dos consumidores com relação a essas questões, cresce a pressão por padrões de qualidade cada vez mais rígidos para o suprimento de energia elétrica, afirmam Kazibwe e Sendaula (1992).

³ ABRACE: Associação Brasileira de Grandes Consumidores de Energia Elétrica.

A ênfase na eficiência energética tem provocado o uso intensivo de dispositivos eletrônicos de potência, capacitores para correção do fator de potência e sistemas de filtragem. Porém, muitos desses equipamentos são as principais fontes e, ao mesmo tempo, vítimas vulneráveis dos distúrbios da qualidade da energia. A proliferação de cargas não lineares no sistema elétrico degrada a qualidade da energia e, por essa razão, tem sido objeto de preocupação para as distribuidoras. Outras questões também estão relacionadas à qualidade da energia, como o mau dimensionamento de equipamentos, condutores e dispositivos de proteção, defeitos nas instalações, problemas de manutenção, construção e expansão das redes elétricas, dentre outras.

A reestruturação do Setor Elétrico é um fator que também tem contribuído para a importância crescente da qualidade da energia, especialmente nas distribuidoras (MORCOS e IBRAHIM, 1999). A atual estrutura do mercado exige que a consideração dos problemas da qualidade da energia elétrica seja feita, prioritariamente, sob o ponto de vista do consumidor. Todavia, não se espera que a reestruturação introduza novos problemas da qualidade da energia, mas que destaque os já existentes e estabeleça uma nova relação entre distribuidores e consumidores, afirmam Arrillaga, Bollen e Watson (2000). Como a transmissão e a distribuição ainda são consideradas monopólios naturais, o incentivo para investimentos direcionados à redução da frequência dos distúrbios da qualidade da energia pode ainda ser baixo, pois mesmo que os consumidores estejam habilitados a escolher o fornecedor, a conexão física permanece a mesma (ARRILLAGA; BOLLEN e WATSON, 2000). Portanto, é fundamental a ação dos agentes reguladores, exigindo o cumprimento dos planos de obras e melhorias na qualidade do suprimento e impondo esquemas de compensação monetária aos consumidores nos casos de transgressões das metas estabelecidas. Nesse cenário, certamente os requisitos para a qualidade da energia constituem uma premissa fundamental no planejamento do sistema e na seleção dos investimentos.

Algumas empresas têm respondido a esse cenário prospectando novas oportunidades de negócios focados na qualidade da energia. O estabelecimento de garantias contratuais, onde os consumidores recebem compensações monetárias pela ocorrência de distúrbios da qualidade da energia que excedam certa severidade (em magnitude, duração e frequência), é um serviço já oferecido por algumas distribuidoras e por outros operadores do mercado, inclusive seguradoras. No entanto, essas garantias são insuficientes para alguns consumidores, especialmente quando há questões de segurança operacional envolvidas. Nesses casos,

a distribuidora pode oferecer condições técnicas para um suprimento de energia de alta qualidade, por meio de reconfigurações no sistema ou equipamentos de condicionamento da energia. Algumas distribuidoras têm-se beneficiado da monitoração e compartilhamento, em tempo real, dos dados da qualidade da energia em consumidores especiais. Essas novas possibilidades alteram significativamente as relações entre fornecedores e consumidores, cuja parceria proporciona uma vantagem competitiva para ambos, afirmam Arrillaga, Bollen e Watson (2000).

Mais recentemente, a qualidade da energia elétrica também tem sido associada às questões de sustentabilidade ambiental e aquecimento global, pois os distúrbios reduzem a eficiência energética e aumentam as perdas no sistema. Segundo Martinho (2009), a compensação de alguns problemas da qualidade da energia elétrica requer maior capacidade de geração, o que certamente provocará impactos ambientais significativos e maiores emissões de carbono e de poluentes.

As restrições financeiras das distribuidoras podem levar à redução dos níveis de manutenção e de investimentos em melhorias e expansão do sistema que, aliados ao crescimento da demanda, podem diminuir as margens de segurança operacional. Essas questões, associadas à disseminação de cargas não lineares no sistema, podem aumentar os riscos de ocorrência de distúrbios da qualidade da energia. Por outro lado, a pressão dos consumidores e a ação regulatória impõem metas de qualidade mais rigorosas, as quais requerem investimentos adicionais para melhoria do sistema. Esse cenário sugere a importância do desenvolvimento de novas metodologias para o planejamento da distribuição que considerem os aspectos da qualidade da energia na seleção dos projetos e na decisão dos investimentos.

2.6 DISTÚRBIOS DA QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA

Basicamente, os distúrbios da qualidade da energia elétrica caracterizam-se como quaisquer variações na amplitude da tensão e frequência ou, ainda, deformações da forma de onda do sinal elétrico, em regime permanente ou em condições transitórias, que possam causar a falha ou mau funcionamento das cargas (SANKARAN, 2002). Historicamente, as distribuidoras associam a qualidade da energia ao tempo e frequência das interrupções nos alimentadores, à regulação da tensão e à manutenção da frequência fundamental. Mais recentemente, esses e outros distúrbios passaram a ser monitorados sistematicamente e estudados de forma correlacionada, cujos limites têm sido legalmente estabelecidos (ABREU e CASTELLANO, 2006; MARTINHO, 2009).

A nomenclatura dos distúrbios da qualidade da energia elétrica ainda é bastante diversa (BRANCHER, 2008). Além dos inúmeros termos, os padrões e suas implicações também variam de acordo com os interesses dos envolvidos na questão. Na literatura ainda não há uma padronização da terminologia e das definições dos distúrbios, embora esforços de regulamentação e normatização ocorram em diversas frentes. Nesse sentido, destacam-se as normas IEEE-519 (IEEE, 1992) e IEEE-1159 (IEEE, 1995), dentre outras. No Brasil, o módulo de Qualidade da Energia Elétrica do PRODIST é um Marco Legal para a definição dos distúrbios, dos indicadores e seus padrões para o sistema elétrico nacional (ANEEL, 2012).

A fonte dos distúrbios da qualidade da energia pode estar nos equipamentos associados aos geradores e linhas de transmissão, nos sistemas de distribuição e também nos equipamentos e cargas dos consumidores. Indiferentemente da localização do problema, as principais causas podem ser atribuídas às descargas atmosféricas, falhas no sistema, manobras na concessionária, operação dos dispositivos de proteção, sistemas de aterramento inapropriado, chaveamento de cargas pesadas, acionamento de cargas não lineares, dispositivos de chaveamento eletrônico de potência (interruptores semicondutores), ação de ferro-ressonância, entre outras (GRIGSBY, 1994).

Quando um distúrbio excede o nível de compatibilidade, há grande probabilidade de as cargas, especialmente as mais sensíveis, operarem de forma errática ou apresentarem falhas. Esses distúrbios, originados na rede pública ou nos próprios equipamentos e instalações dos usuários, podem levar à desconformidade dos parâmetros da qualidade do serviço acordados com os consumidores ou estabelecidos pela Agência Reguladora, além de causarem o aumento dos custos operacionais, pela redução ou parada de processos produtivos, e provocarem problemas de segurança em instalações especiais e riscos à integridade física dos cidadãos (ABREU e CASTELLANO, 2006). Uma vez afetado pelo funcionamento anormal de suas cargas, e não sendo a causa uma falha evidente nos seus equipamentos, o consumidor imediatamente responsabiliza a concessionária. Por essa razão, os consumidores que dependem de processos contínuos, especialmente os dos segmentos industrial e comercial, têm exigido das distribuidoras um melhor nível de qualidade no suprimento de energia elétrica.

O limite legal entre a distribuidora e os consumidores é o medidor de energia ou o ponto de acoplamento comum (*point of common coupling* – PCC). A distribuidora é responsável pelo nível de qualidade da energia elétrica disponibilizada no PCC, geralmente caracterizada

pela conformidade da tensão. Esse nível depende de questões relacionadas à manutenção e topologia do sistema de distribuição, condições atmosféricas, localização de capacitores, sistemas de aterramento, configuração da proteção, problemas de regulação, capacidade de curto-circuito, entre outras. Por outro lado, o usuário é responsável por não introduzir distúrbios na rede de distribuição, geralmente associados à qualidade da corrente circulante no PCC proporcionada pelas cargas, que podem interferir em outros usuários conectados à mesma rede. A Figura 2 apresenta o fluxo dos distúrbios da qualidade da energia elétrica em um sistema de distribuição, com relação ao ponto de acoplamento comum (PCC).

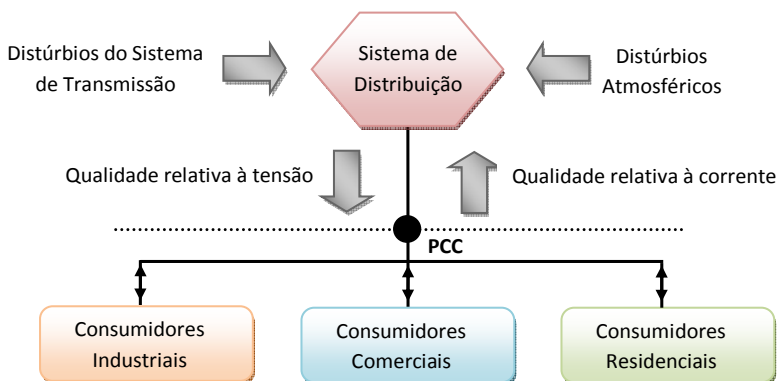


Figura 2 - Fluxo dos distúrbios da qualidade da energia elétrica no sistema de distribuição (Adaptado de ABREU e CASTELLANO, 2006).

Complicações adicionais advêm do fato que a qualidade relativa à tensão geralmente é um efeito agregado das características de todos os supridores a montante de um dado ponto de conexão. Por outro lado, a qualidade relativa à corrente geralmente é o efeito agregado de todas as cargas a jusante desse ponto. Além disso, elas afetam-se mutuamente, devido às impedâncias do sistema e das cargas. A identificação das causas e a atribuição de responsabilidades não é simples, porém a análise dos distúrbios, das redes de distribuição e das instalações dos usuários pode auxiliar nessa tarefa, afirmam Arrillaga, Bollen e Watson (2000). A supervisão da qualidade da energia elétrica disponibilizada no PCC é uma exigência regulatória e deve ser encarada pelas distribuidoras como um mecanismo preventivo para detectar problemas no sistema, conhecer as características das cargas e para certificar-se da qualidade técnica do produto (ABREU e CASTELLANO, 2006).

Apesar do compromisso de um fornecimento de energia com qualidade, não é economicamente viável as distribuidoras oferecerem um nível muito elevado para todos os segmentos de consumidores. Além disso, o próprio uso normal da energia elétrica pode gerar distúrbios e falhas inesperadas podem ocorrer em algum ponto do sistema, afirmam Martzloff e Gruzs (1988). A natureza, a severidade e a frequência de ocorrência desses distúrbios variam de acordo com o local. Portanto, é necessário estabelecerem-se indicadores e padrões apropriados para os distúrbios da qualidade da energia elétrica, tais que sejam técnica e economicamente viáveis, concluem os autores. Na sequência, são apresentadas as definições, características e causas dos principais distúrbios da qualidade da energia elétrica. Também são descritas algumas formas de mitigação dos problemas por eles causados.

2.6.1 Variações de Tensão

Uma variação de tensão é entendida como uma modificação do valor da tensão em relação ao valor nominal. A magnitude das variações de tensão geralmente é expressa em valores por unidade (pu) ou como um percentual do valor nominal. Entretanto, algumas publicações adotam o percentual de desvio da tensão em relação à nominal. Quanto à duração, as variações de tensão podem ser classificadas em eventos de curta ou longa duração. O intervalo de tempo para cada categoria ainda é controverso. Tipicamente, as variações de curta duração são aquelas que ocorrem entre meio ciclo até um minuto, sendo subclassificadas em instantâneas, momentâneas ou temporárias. Para o setor elétrico brasileiro, a ANEEL considera aquelas com duração entre um ciclo e três minutos (ANEEL, 2012). As variações de longa duração (ou sustentadas) são eventos persistentes, com intervalo de ocorrência maior que um minuto (ou maior que três minutos, no caso brasileiro).

Quanto à magnitude, as variações de tensão de curta duração são classificadas em elevações (*swells*), afundamentos (*sags* ou *dips*) e interrupções (*interruptions*). As variações de longa duração são classificadas em sobretensões (*overvoltages*), subtensões (*undervoltages*) e interrupções sustentadas (*outages*). As interrupções sustentadas geralmente requerem intervenção humana para o restabelecimento do suprimento. A classificação das interrupções de curta duração também é controversa, pois podem ser caracterizadas como a ausência de tensão ou como um caso especial de afundamento, cuja tensão esteja abaixo de 0,1pu. Na área de eletrônica elas são definidas tão curtas quanto meio ciclo, enquanto na área de potência considera-se alguns segundos ou minutos. A norma IEEE 1159 (Práticas

Recomendadas para a Monitoração da Qualidade da Energia Elétrica) estabelece a classificação e características dos distúrbios da qualidade da energia elétrica, apresentados na tabela do APÊNDICE A.

Estudos demonstram que os equipamentos com dispositivos digitais embarcados e fontes chaveadas de última geração são cada vez mais sensíveis aos afundamentos de tensão (BINGHAM, 1998; KAZIBWE e SENDAULA, 1992; MARTINHO, 2009). Subtensões podem provocar a elevação da corrente em certos motores de indução, aumentando as perdas elétricas e mecânicas. Em condições de baixa tensão, relés e contactores podem abrir e algumas lâmpadas de descarga podem desligar. Os efeitos dos afundamentos de tensão são, geralmente, mais perceptíveis que os das elevações de tensão. Entretanto, as elevações de tensão podem ser mais destrutivas e, embora seus efeitos possam ser graduais e cumulativos, elas avariam os componentes dos equipamentos. As elevações de tensão também podem causar o funcionamento errático, aumento das perdas de energia, sobreaquecimento nas cargas e redução da vida útil dos equipamentos.

As causas das variações de tensão de longa ou curta duração podem ser as mesmas e ter origem nas instalações dos consumidores ou na rede de distribuição. Elas são causadas por condições de falhas ou de operação anormal do sistema elétrico e por manobras de chaveamento que demandam correntes elevadas (linhas, transformadores, cargas pesadas, motores de grande porte, equipamentos de compensação de reativos), entre outras. Estudos indicam que a causa mais frequente dos afundamentos são os fenômenos meteorológicos (BINGHAM, 1998). Devido às paradas nos processos industriais causadas pelas condições de baixa tensão, os afundamentos são considerados o distúrbio que mais influencia a qualidade da energia, afirmam Arrillaga, Bollen e Watson (2000). As elevações de tensão geralmente são provocadas por uma súbita rejeição de carga ou por descargas atmosféricas.

Os problemas provocados por sobrecargas, tais como os causados por deficiência de capacidade das linhas, cabos e transformadores são relativamente previsíveis. Porém, para uma falha no sistema, um determinado número de consumidores será afetado pelos distúrbios decorrentes. Esses eventos não são previsíveis e não há formas de reduzir as consequências sem a execução de mudanças na configuração e reforços estruturais no sistema. É fundamental que o sistema esteja preparado para responder rapidamente aos distúrbios, limitando a intensidade e a área de abrangência. Segundo Baltazar (2007), um sistema bem planejado e com uma boa coordenação da operação pode reduzir as causas e efeitos dos distúrbios. Esse fato reforça a importância

da consideração da qualidade da energia elétrica no planejamento e na priorização dos projetos de melhorias no sistema distribuição.

2.6.2 Transitórios

Os transitórios eletromagnéticos (ou transientes) são as manifestações ou respostas elétricas, locais ou adjacentes, que se originam de alterações súbitas nas condições operacionais de um sistema elétrico e que se dissipam durante a mudança de um estado de operação estável para outro (IEEE, 1995). Eles são caracterizados por aumentos súbitos do valor instantâneo da tensão, que dependem do montante de energia armazenada nos elementos do sistema, no instante inicial da ocorrência, e do seu comportamento transitório para atingir um novo ponto de operação (BALTAZAR, 2007). Os transitórios são analisados nos sistemas como distúrbios de alta tensão (até 20kV), rápidos (ns a ms) e de natureza indesejável (DUGAN *et al.*, 2004).

Entre as principais causas dos transitórios, destacam-se as descargas atmosféricas, manobras no sistema elétrico, chaveamento de cargas pesadas ou reativas e operação de conversores estáticos de potência. Geralmente, esses distúrbios não causam interrupções, mas quando transmitidos ao sistema podem provocar o desligamento ou a operação anômala de determinadas cargas industriais, levando a paradas ou imperfeições nos processos produtivos. Os transitórios são potencialmente destrutivos, podendo causar danos em equipamentos eletrônicos, perda de dados e falhas em sistemas de comunicação. Além disso, são eventos aleatórios e difíceis de serem detectados sem o uso prolongado ou contínuo de equipamentos de monitoração sofisticados. O uso de protetores contra sobretensões transitórias (supressores) e melhorias nas instalações são formas de reduzir seus efeitos.

Quando à origem, os transitórios podem ser classificados em induzidos (indiretos) ou conduzidos (diretos) e, quanto à forma de onda da corrente propagada, em impulsivos e oscilatórios (IEEE, 1995; MARTINHO, 2009). Os transitórios induzidos ou indiretos são provocados pela incidência de descargas atmosféricas nas redes elétricas ou pela indução da descarga ocorrida em elementos próximos (como árvores e estruturas metálicas), onde as ondas eletromagnéticas se propagam pelos condutores e atingem as cargas neles conectadas. Os efeitos são causados indiretamente por acoplamentos capacitivos ou indutivos que colocam em risco as instalações. Manobras na rede também podem provocá-los, afirma Martinho (2009).

Os transitórios conduzidos ou diretos acontecem quando uma descarga atmosférica incide diretamente sobre a instalação ou em pontos

muito próximos de uma edificação. Neste caso, os eletrodos de terra e as estruturas metálicas existentes sofrem uma súbita elevação de potencial, gerando a circulação de correntes de surto pela instalação elétrica. Um transitório conduzido também pode ocorrer devido à diferença de potencial entre os eletrodos de aterramento de uma edificação e da distribuidora (MARTINHO, 2009).

Um transitório impulsivo é uma mudança repentina no estado de regime permanente da tensão ou corrente (ou ambas), sem alteração da frequência e com polaridade unidirecional (IEEE, 1995). Os transitórios impulsivos são caracterizados pelo tempo de subida e descida e pelo seu conteúdo espectral (DUGAN *et al.*, 2004). Geralmente são provocados por descargas atmosféricas e causam alterações indesejáveis no sistema em regime permanente, apresentando reflexos na forma de onda, através da indução de tensões e correntes. Como é um fenômeno rápido, pode variar em função das características do circuito, trazendo transtornos aos equipamentos conectados à rede elétrica (MARTINHO, 2009).

O transitório oscilatório também é uma mudança repentina no estado de regime permanente da tensão ou corrente (ou ambas), sem alteração da frequência, mas com polaridade bidirecional (IEEE, 1995). São variações bruscas do valor instantâneo da tensão ou da corrente, sobrepostas ao seu valor instantâneo normal, caracterizadas por suas durações, magnitudes e conteúdos espectrais (DUGAN *et al.*, 2004). Os transitórios oscilatórios podem ser considerados de baixa (inferiores a 5kHz), média (5 a 500 kHz) ou alta (acima de 500kHz) frequências (IEEE, 1995). Geralmente, os transitórios oscilatórios são causados pela energização das redes elétricas, pelo chaveamento de cargas indutivas e capacitivas e pela eliminação de falhas. Eles são preocupantes, pois podem provocar ressonância pelos capacitores de correção do fator de potência. As oscilações no sistema podem provocar tensões transitórias de até 4 pu. Uma forma de atenuar os efeitos dos transitórios é o uso de filtros (MARTINHO, 2009).

2.6.3 Recortes de tensão

Os recortes (*notching*) são distúrbios da tensão compostos por microvariações periódicas que ocorrem no sinal senoidal, causadas pela operação de alguns equipamentos de eletrônica de potência (conversores estáticos), durante a comutação da corrente entre uma fase e outra (IEEE, 1995). No momento da comutação de fases ocorre um rápido curto-circuito que leva a tensão a um valor próximo de zero ou ao menor valor permitido pela impedância do sistema (MARTINHO, 2009). Esse distúrbio causa interferências de alta frequência que podem travar a

operação ou provocar perda de dados em equipamentos digitais. Como os recortes ocorrem continuamente, o distúrbio pode ser caracterizado pelo espectro harmônico da tensão (BRANCHER, 2008). A norma IEEE 519 trata dos limites para os recortes de tensão (IEEE, 1992).

2.6.4 Flutuações de tensão

As flutuações de tensão são uma série de variações sistemáticas no contorno da forma de onda de tensão, ou uma série de mudanças aleatórias na tensão, com magnitude entre 0,9 e 1,1pu (IEEE, 1995). Elas podem provocar um efeito visual nos sistemas de iluminação chamado de cintilação luminosa (*flicker*). Os níveis de flutuação de tensão são caracterizados pelos seus valores eficazes, em relação à nominal. A severidade dos níveis de cintilação luminosa é verificada com respeito à sensibilidade do olho humano. Flutuações de tensão na ordem de 0,5% com frequências na faixa de 6 a 8Hz já são percebidas (DUGAN *et al.*, 2004). As normas IEC 61000-3-3 e 61000-3-11 (IEC, 2008; 2000) tratam da determinação dos níveis de flutuação e dos limites admissíveis.

As flutuações de tensão podem ser causadas por interferências de outras frequências, diferentes da nominal, que se propagam pela rede elétrica. As principais fontes de flutuações de tensão são os fornos de indução e arco, máquinas laminadoras, equipamentos de solda a arco e motores de grande porte. Embora o efeito mais significativo seja o incômodo visual provocado pela cintilação luminosa, as flutuações de tensão também podem provocar danos em dispositivos sensíveis, queda de rendimento em equipamentos, oscilações de torque e potência em motores e interferências nos sistemas de proteção (MARTINHO, 2009).

2.6.5 Ruídos elétricos

Os ruídos são caracterizados como sinais elétricos não necessariamente periódicos, com conteúdo espectral menor que 200kHz e sobrepostos ao sinal de potência fundamental, que circulam pelos condutores de uma instalação elétrica (IEEE, 1995). Os ruídos de modo comum ocorrem entre neutro e terra e afetam os equipamentos eletrônicos pela existência de uma diferença de potencial entre as referências dos circuitos. Os ruídos de modo normal ocorrem entre fases e afetam diversos circuitos (MARTINHO, 2009).

A ocorrência de ruídos é preocupante, pois podem corromper a integridade dos dados transmitidos em sistemas de comunicação. No entanto, os ruídos podem ter origem interna ao próprio sinal, já incorporados aos dados transmitidos. Também podem ser causados por

influências externas, induzidos pela ocorrência de arcos elétricos ou por operação ou chaveamento de cargas interferentes, principalmente fornos de indução, chaveamento de semicondutores em conversores estáticos, equipamentos de radiofrequência, etc. Um aterramento inadequado, maus contatos e manobras na rede elétrica também podem propagar ruídos (KAZIBWE e SENDAULA, 1992). Sinais de radiofrequência gerados por ruídos podem estar presentes no sistema elétrico, pois os condutores agem como guia para os distúrbios eletromagnéticos. Um condutor também pode agir como uma antena e transmitir ou receber interferência por acoplamento eletromagnético. Os equipamentos geralmente atendem às normas de conformidade eletromagnética, mas isso não garante que as atenderão quando em operação conjunta. Os ruídos podem ser atenuados por melhorias nos sistemas de aterramento, blindagens eletromagnéticas, disposição de condutores e cabeamento adequados, acoplamentos de sinais, sistemas de filtragem, etc.

2.6.6 Desequilíbrios de tensão:

Os desequilíbrios de tensão são assimetrias nas tensões trifásicas, sendo definidos como a relação entre as componentes de sequência negativa ou zero e as componentes de sequência positiva do sistema trifásico (IEEE, 1995). Eles podem ser causados pelo desequilíbrio na distribuição das cargas monofásicas em instalações elétricas, por falhas monofásicas ou por altas impedâncias em conexões. A assimetria das tensões trifásicas provoca a circulação de correntes desequilibradas no sistema de distribuição e a geração de tensões de sequência negativa, afetando toda a rede elétrica. Os desequilíbrios de tensão podem provocar sobreaquecimentos e esforços mecânicos em máquinas elétricas, sobreaquecimento em transformadores e condutores, que aumentam as perdas e reduzem a sua vida útil. Também podem gerar a circulação de componentes harmônicos em retificadores trifásicos e causarem a operação inadequada de sistemas de proteção.

2.6.7 Distorção harmônica

Os componentes harmônicos (ou harmônicas) são distorções periódicas da forma de onda senoidal (IEEE, 1995). Essas deformações periódicas podem ser decompostas em Séries de Fourier, ou seja, uma somatória composta por uma expressão senoidal com frequência fundamental e uma série de expressões senoidais, cujas frequências harmônicas são múltiplas da fundamental, e por uma eventual componente contínua. A taxa total de distorção harmônica (*Total*

Harmonic Distortion – THD) é usada para quantificar o nível de distorção da forma de onda com relação à nominal.

Os componentes harmônicos podem ser de tensão ou de corrente e os mais comuns são de ordem ímpar. Eles alteram os parâmetros do sinal elétrico, como o valor médio e eficaz, valor de pico, fator de crista e fator de potência. Os harmônicos de tensão surgem quando há circulação de correntes harmônicas, em função das impedâncias do circuito. Já os componentes inter-harmônicos são frequências não múltiplas da fundamental e podem surgir de forma discreta ou em uma ampla faixa espectral, em diferentes classes de tensão (IEEE, 1995). Eles são gerados em cargas com correntes não periódicas, como equipamentos a arco e conversores estáticos de potência, entre outros. Esses componentes podem afetar os sinais em ondas portadoras e provocar distúrbios visuais em telas de imagens.

A distorção harmônica é um distúrbio de regime permanente, geralmente causado pela presença de cargas não lineares no sistema, tais como dispositivos eletrônicos digitais e conversores estáticos de potência, equipamentos de fusão, lâmpadas de descarga, dentre outros. A grande maioria das emissões de radiointerferência é causada por tensões e correntes com formas de onda não senoidais. Circuitos digitais, e fontes chaveadas em particular, geram formas de onda quase quadradas, com rápidos tempos de subida que são compostas por diversos harmônicos (MARTINHO, 2009). Os componentes harmônicos são indesejáveis nos circuitos elétricos, especialmente porque os seus efeitos são cumulativos e podem provocar sobrecargas nos condutores e transformadores (TOFOLI *et al.*, 2004). Devido ao efeito pelicular, as correntes de alta frequência tendem a concentrarem-se na superfície dos condutores, aumentando sua impedância e provocando maior queda de tensão e aumento da distorção harmônica, especialmente em redes longas e conectadas a motores de grande porte e conversores estáticos.

Para minimizar a ação dos componentes harmônicos, podem ser usados filtros e transformadores isoladores, separação dos circuitos geradores de harmônicas, redimensionamento de condutores, instalação de condicionadores ativos, etc. Embora mais complexa, a forma mais eficaz é evitar ou minimizar a geração dos componentes harmônicos no projeto dos equipamentos (ARRILLAGA, BOLLEN e WATSON, 2000). A ocorrência de distorções harmônicas no sistema de distribuição é um problema complexo e, mesmo com diversos estudos técnicos qualitativos e quantitativos, ainda não há padrões bem definidos para regular esse distúrbio no Brasil (ANEEL, 2012).

2.6.8 Variações de frequência

As variações de frequência são pequenos desvios no valor da frequência nominal, geralmente originados pelo controle de velocidade dos geradores quando ocorrem desequilíbrios entre o nível de geração e a demanda solicitada pelas cargas (DUGAN *et al.*, 2004). É um distúrbio comum no sistema de potência, principalmente quando há desligamentos de geradores do sistema. No caso do Brasil, onde grandes blocos de energia são transmitidos das usinas para os centros consumidores através de um sistema interligado, o desligamento de um gerador pode propagar a variação da frequência para outros agentes do sistema, pois a geração deverá responder à solicitação de carga. Esse distúrbio é tanto mais grave quanto menor for a margem de segurança do sistema de geração, podendo levar à desestabilização do sistema interligado. A severidade depende essencialmente da magnitude do desequilíbrio ocorrido, das características dinâmicas da carga e dos tempos de resposta dos sistemas de controle da geração às variações de potência (BALTAZAR, 2007).

2.6.9 Desvio do fator de potência:

O fator de potência é a relação entre a potência ativa e a potência aparente. No Brasil, o valor deve estar acima de 0,92, indutivo ou capacitivo (ANEEL, 2012). O desvio do fator de potência é causado pelo excesso de cargas reativas, motores e transformadores superdimensionados ou a vazio, presença de harmônicas, etc. Esse distúrbio leva à redução da eficiência do sistema elétrico, pois provoca sobrecargas nos condutores, dispositivos de proteção, transformadores e geradores, aumentando as perdas e produzindo sobreaquecimento nos equipamentos. Por essa razão, as instalações industriais ou comerciais com fator de potência abaixo do limite são submetidas a multas definidas pela Resolução Normativa da ANEEL, número 456 (ANEEL, 2000). A correção do fator de potência pode ser feita por bancos de capacitores ou compensadores de reativos.

2.7 INDICADORES DA QUALIDADE DA ENERGIA ELÉTRICA

O fornecimento de energia elétrica exige quantidade, qualidade e preço acessível. É um serviço de utilidade pública delegado pelo Estado, a quem é devida sua regulamentação e fiscalização. Enquanto um dos objetivos das distribuidoras é a busca da eficiência operacional do sistema para o atendimento adequado da demanda, a função dos agentes

reguladores é assegurar que seja obtido de forma economicamente viável, de maneira que os consumidores possam esperar que a qualidade da energia elétrica seja uma característica intrínseca do suprimento, ao mínimo custo possível. As empresas do setor estão sendo gradualmente obrigadas a reportar, especialmente aos consumidores e agentes reguladores, informações relacionadas ao desempenho do sistema.

Os indicadores regulatórios são requisitos básicos para avaliação do desempenho do sistema elétrico, pois fornecem alguns números representativos, extraídos de um grande volume de dados e monitorações. Eles devem representar os distúrbios que caracterizam, permitindo avaliações e comparações de desempenho ao longo do tempo. O número de parâmetros e de indicadores adotados deve ser o menor possível, desde que não haja perda de informações essenciais. Vários indicadores da qualidade da energia já estão consolidados em normas e têm os seus limites estabelecidos, porém outros ainda necessitam especificação e regulamentação.

Os indicadores traduzem a situação da qualidade da energia em um dado local ou sistema. Os limites dos indicadores representam o nível total de distúrbios que não deve ser excedido em nenhum ponto de suprimento, de forma a manter as condições normais de operação das cargas. Porém, os níveis verificados são influenciados por distúrbios originados de todas as partes do sistema ao qual o ponto de monitoração está conectado. Como a determinação da responsabilidade de cada parte é uma tarefa complexa, a obrigação da distribuidora em prover certo nível de qualidade no suprimento deve ser acompanhada, em contraparte, pela adequação dos consumidores aos limites regulatórios estabelecidos. Entretanto, esses limites não são absolutos, pois devem ser tecnicamente atingíveis e economicamente viáveis e dependem do preço que os consumidores estão dispostos a pagar (CIGRÉ, 2004).

Os sistemas elétricos são concebidos para atender às necessidades e condições regionais e nacionais. Portanto, é essencial que qualquer conjunto de indicadores e metas estabelecidos reconheçam tais peculiaridades (CIGRÉ, 2004). Um conjunto comum de indicadores permite que diferentes distribuidoras meçam e reportem seus valores aos consumidores e agentes reguladores, de forma clara e consistente. Nesse sentido, a ANEEL estabeleceu no PRODIST um conjunto de normas que disciplinam o relacionamento entre as distribuidoras, consumidores e demais agentes conectados aos sistemas de distribuição com tensões inferiores a 230kV (ANEEL, 2012).

O módulo 8 do PRODIST trata dos procedimentos relativos à qualidade da energia elétrica, quanto aos aspectos da qualidade do

produto e do serviço. São definidos os procedimentos, responsabilidades e prazos para o desenvolvimento das campanhas de medições para obtenção dos indicadores regulatórios da qualidade da energia. No Módulo de Sistemas de Medição do PRODIST, são dispostos os requisitos mínimos para medição das grandezas elétricas do sistema de distribuição, aplicáveis ao faturamento, à qualidade da energia, ao planejamento da expansão e à operação. É de responsabilidade da ANEEL a consolidação dos dados e ferramentas de cálculo e simulação, o estabelecimento de padrões de referência, a definição de metas e prazos a serem observados pelas distribuidoras e a implantação de programas de acompanhamento e controle dos indicadores.

Os indicadores regulatórios são usados tanto para avaliação da qualidade do suprimento como para finalidades de planejamento. Eles também permitem avaliar os impactos e ajustar os limites de cargas perturbadoras no sistema. Baseados na qualidade da energia, serviços especiais e contratos com garantias de fornecimento podem ser oferecidos. No planejamento, os indicadores regulatórios podem ser usados para avaliar as metas da empresa para a qualidade da energia, direcionando os projetos e investimentos na melhoria e expansão do sistema de distribuição (CIGRÉ, 2004).

2.7.1 Qualidade do produto

Quanto à qualidade do produto, o PRODIST define a terminologia, caracteriza os fenômenos e estabelece os parâmetros, os critérios de amostragem e os valores de referência relativos à conformidade da tensão em regime permanente e às perturbações na sua forma de onda. Os aspectos considerados na qualidade do produto em regime permanente ou transitório são: tensão em regime permanente, fator de potência, harmônicos, desequilíbrio de tensão, flutuação de tensão, variações de tensão de curta duração e variação de frequência.

2.7.1.1 Níveis de tensão em regime permanente

Segundo o PRODIST, a tensão é o que caracteriza fisicamente a energia elétrica fornecida, cujo valor eficaz, medido na conexão da rede da distribuidora com o consumidor, é chamado de tensão de atendimento (TA). Em função do nível da tensão de atendimento, são classificados os consumidores de baixa tensão ($TA \leq 1000V$), de média tensão ($1kV < TA \leq 69kV$) e de alta tensão ($TA > 69kV$). Os valores medidos para a tensão de atendimento devem ser comparados à tensão de referência nominal (TN), que é o valor de tensão eficaz pelo qual o sistema é designado.

A conformidade de tensão refere-se à comparação do valor obtido por meio de um conjunto de medições apropriadas nos pontos de conexão, em relação aos níveis limítrofes especificados. O PRODIST define os limites **Adequado**, **Precário** e **Crítico** para os níveis de tensão de atendimento em regime permanente, em função do seu afastamento em relação à tensão de referência nominal. Os valores nominais devem ser compatíveis com os níveis de tensão do sistema de distribuição e dos equipamentos elétricos de uso final. Os valores contratados devem estar situados em uma faixa entre 95% e 105% da tensão nominal de operação do sistema no ponto de conexão. As faixas de variação para a tensão de atendimento, em relação às tensões de referência em regime permanente, e as características dos equipamentos de medição, os critérios de amostragem e os procedimentos para gestão da qualidade da tensão são estabelecidos no módulo 8 do PRODIST (ANEEL, 2012).

2.7.1.2 Indicadores da qualidade de tensão em regime permanente

O PRODIST estabelece indicadores individuais e coletivos para a qualidade da tensão em regime permanente. Para o cálculo desses indicadores, deve ser obtido um conjunto de 1008 leituras válidas de tensão eficaz em intervalos consecutivos de 10 minutos cada, com período mínimo de 168 horas consecutivas (sete dias). Os valores eficazes das tensões de fase (ou de linha, na ausência do neutro), medidos nos pontos de conexão, devem ser obtidos a partir de amostras coletadas em janelas sucessivas de 12 a 15 ciclos (0,2 a 0,25s).

O indicador individual de Duração Relativa da Transgressão para Tensão Precária (*DRP*) analisa a duração relativa das leituras de tensão nas faixas de tensão precária, durante determinado período. O valor do *DRP*, em percentual (%), é calculado pela equação (ANEEL, 2012):

$$DRP = \frac{nlp}{1008} \cdot 100. \quad 2.1$$

Onde *nlp* é o número de leituras de tensão situadas na faixa precária. O PRODIST limita em 3% o valor para a Duração Relativa da Transgressão Máxima para Tensão Precária (*DRP_{max}*).

O indicador individual de Duração Relativa da Transgressão para Tensão Crítica (*DRC*) analisa a duração relativa das leituras de tensão nas faixas de tensão crítica, durante um determinado período. O valor do *DRC*, em percentual (%), é calculado pela equação (ANEEL, 2012):

$$DRC = \frac{nlc}{1008} \cdot 100. \quad 2.2$$

Onde n_{lc} é o número de leituras de tensão situadas na faixa crítica. O PRODIST limita em 0,5% o valor para a Duração Relativa da Transgressão Máxima para Tensão Crítica (DRC_{max}).

O indicador coletivo de Unidades Consumidoras com Tensão Crítica (ICC) é obtido a partir de medições amostrais trimestrais enviadas pela distribuidora. A amostra é definida de acordo com o número de consumidores da distribuidora e sua dimensão conta com uma margem de segurança para contornar eventuais problemas. O valor do ICC , em percentual (%), é calculado pela equação (ANEEL, 2012):

$$ICC = \frac{N_c}{N_L} \cdot 100. \quad 2.3$$

Onde N_c é o número total de unidades consumidoras com DRC não nulo e N_L é o número total de unidades consideradas na medição.

Os indicadores coletivos de Duração Relativa da Transgressão para Tensão Precária Equivalente por Consumidor (DRP_E) e Duração Relativa da Transgressão para Tensão Crítica Equivalente por Consumidor (DRC_E) são calculados, em percentual (%), pelas equações (ANEEL, 2012):

$$DRP_E = \sum \frac{DRP_i}{N_L}. \quad 2.4$$

$$DRC_E = \sum \frac{DRC_i}{N_L}. \quad 2.5$$

Onde DRP_i e DRC_i são, respectivamente, a duração relativa de transgressão de tensão precária e crítica individual da unidade consumidora i e N_L é o número total de unidades da amostra.

2.7.1.3 Variações de tensão de curta duração

O PRODIST define as Variações de Tensão de Curta Duração ($VTCD$) como desvios significativos no valor eficaz da tensão em curtos intervalos de tempo. A classificação, denominação e características das $VTCD$ são apresentadas na Tabela 1. A severidade das $VTCD$ em determinado barramento do sistema de distribuição deve ser medida entre fase e neutro, sendo caracterizada pela duração, amplitude e frequência de ocorrência. A frequência de ocorrência corresponde ao número de vezes que cada combinação dos parâmetros duração e amplitude ocorrem em determinado período de tempo, ao longo do qual o barramento tenha sido monitorado. O indicador de desempenho de um

barramento, em relação às *VTCD* corresponde ao número de eventos agrupados por faixas de amplitude e de duração, discretizados conforme critérios estabelecidos a partir de medições. Os afundamentos e elevações de tensão devem ser tratados separadamente (ANEEL, 2012).

Tabela 1 – Classificação das variações de tensão de curta duração.

Classificação	Denominação	Duração da variação	Amplitude da tensão*
Momentâneas	Interrupção Momentânea	≤ 3 s	$< 0,1$ pu
	Afundamento Momentâneo	≥ 1 ciclo e ≤ 3 s	$\geq 0,1$ pu e $< 0,9$ pu
	Elevação Momentânea	≥ 1 ciclo e ≤ 3 s	$> 1,1$ pu
Temporárias	Interrupção Temporária	> 3 s e < 3 min	$< 0,1$ pu
	Afundamento Temporário	> 3 s e < 3 min	$\geq 0,1$ pu e $< 0,9$ pu
	Elevação Temporária	> 3 s e < 3 min	$> 1,1$ pu

(*) Em relação à tensão de referência, em valores eficazes (ANEEL, 2012).

A ANEEL ainda não atribuiu padrões de desempenho às variações de tensão de curta duração. No entanto, o PRODIST estabelece que as distribuidoras devam acompanhar e disponibilizar anualmente o desempenho das barras monitoradas, cujas informações devem servir como referência de desempenho das barras de consumidores com cargas sensíveis às *VTCD*, atendidas pelo sistema de distribuição de alta e média tensão (ANEEL, 2012).

2.7.1.4 Fator de potência

O fator de potência é definido pela relação entre a potência ativa e a aparente, cujo indicador deve ser calculado a partir dos valores registrados das potências ou das respectivas energias ativa e reativa. A medição deve ser permanente e obrigatória nas unidades de média e alta tensão, e facultativa em baixa tensão. Segundo o PRODIST, o valor do fator de potência no ponto de conexão (em tensões inferiores a 230kV) deve estar entre 0,92 e 1, indutivo ou capacitivo (ANEEL, 2012).

2.7.1.5 Distorção Harmônica

Os indicadores de componentes harmônicos são obtidos a partir do espectro de tensão ou corrente observado durante certo intervalo de tempo em determinado ponto do sistema. Vários métodos têm sido discutidos, porém a Transformada de Fourier é o mais utilizado (CIGRÉ, 2004). O PRODIST estabelece a forma de cálculo e os limites para o indicador percentual de Distorção Harmônica Individual de Tensão ($DIT_h\%$) e para o percentual de Distorção Harmônica Total de Tensão ($DTT\%$), ambos em relação à tensão da componente fundamental. O espectro harmônico deve compreender desde a

fundamental até a 25^o ordem harmônica, no mínimo. Nos sistemas trifásicos, a medição da distorção harmônica deve ser feita através das tensões de fase em conexões *Y* aterradas e tensões de linha para as demais. Estudos indicam que a presença da quinta harmônica é a mais significativa nas redes primárias de distribuição (CIGRÉ, 2004). Para os sistemas de média tensão, o valor de referência estabelecido pelo PRODIST para a distorção harmônica total de tensão é de 6%. Os valores estabelecidos devem servir de referência para o planejamento, em termos da qualidade da energia elétrica (ANEEL, 2012).

2.7.1.6 Desequilíbrio de tensão

O PRODIST define o desequilíbrio de tensão como o fenômeno associado às alterações dos padrões trifásicos do sistema de distribuição. O valor do Fator de Desequilíbrio Percentual ($FD\%$) é calculado pela relação entre as tensões de linha eficazes das componentes de sequência negativa e positiva. O valor de referência, determinado pelo PRODIST, para os barramentos de distribuição (com exceção da baixa tensão), deve ser igual ou inferior a 2%. Segundo a ANEEL, esse valor deve servir de subsídio para o planejamento elétrico em termos da qualidade da energia elétrica, e será regulamentado em Resolução Normativa específica, após o período experimental de coleta de dados (ANEEL, 2012).

2.7.1.7 Flutuação de tensão

O PRODIST define a flutuação de tensão como uma variação aleatória, repetitiva ou esporádica do valor eficaz da tensão. A determinação da qualidade da tensão de um barramento do sistema de distribuição quanto à flutuação de tensão tem por objetivo avaliar o incômodo visual provocado pelo efeito da cintilação luminosa no consumidor conectado em baixa tensão. Para obtenção dos níveis de severidade da cintilação associados à flutuação de tensão, o PRODIST adota os procedimentos estabelecidos pela norma IEC 61000-4-15 (IEC, 2003), cujos valores são derivados da medição e processamento das tensões nos barramentos, traduzidas em níveis de sensação de cintilação e classificados em faixas de probabilidade de ocorrência. O indicador P_{st} (*short-term flicker severity*) representa a severidade dos níveis de cintilação luminosa associados à flutuação de tensão de curta duração, verificada em um período contínuo de 10min. O indicador P_{lt} (*long-term flicker severity*) corresponde a um valor representativo de 12 amostras consecutivas de P_{st} e expressa a severidade dos níveis de cintilação luminosa associados à flutuação de tensão de longa duração, verificada em um período de 2 horas.

O indicador $P_{st}D95\%$ é o valor diário do indicador P_{st} que foi superado em apenas 5% dos registros obtidos em um período de 24 horas de medição. O indicador $P_{lt}S95\%$ é o valor semanal do indicador P_{lt} que foi superado em apenas 5% dos registros obtidos no período de sete dias completos e consecutivos. Ao final de uma semana de medição, os maiores valores dentre eles serão os indicadores finais. O fator de transferência (FT) deve ser calculado pela relação entre o valor de $P_{lt}S95\%$ do barramento do sistema de distribuição e o valor do $P_{st}D95\%$ do barramento da tensão secundária de baixa tensão de distribuição eletricamente mais próximo. O PRODIST apresenta os valores de referência para avaliação do desempenho do sistema de distribuição quanto às flutuações de tensão e estabelece que as violações desses indicadores devam ser objeto de acompanhamento e de correção por parte dos agentes responsáveis. Os valores de referência devem ser usados para o planejamento do sistema de distribuição, em termos da qualidade da energia, e serão regulamentados em resolução específica, após o período experimental de coleta de dados (ANEEL, 2012).

2.7.1.8 Variação de frequência

O sistema elétrico deve operar, em condições normais e em regime permanente, com frequência entre 59,9 e 60,1Hz. A frequência do sistema deve voltar a esta faixa de valores no prazo máximo de 30s, quando submetido a distúrbios no sistema de distribuição, para permitir a recuperação do equilíbrio entre carga e geração. Em condições extremas e havendo necessidade de corte de carga ou de geração, a frequência não pode exceder a faixa entre 56,5 e 66Hz. Nessa condição, pode permanecer acima de 62Hz por 30s, e acima de 63,5Hz por 10s, no máximo, ou permanecer abaixo de 58,5Hz por 10s, e abaixo de 57,5Hz por 5s, no máximo (ANEEL, 2012).

2.7.2 Qualidade do serviço

Quanto à qualidade do serviço, o PRODIST define os padrões e a metodologia para apuração dos indicadores de continuidade do suprimento e do tempo de atendimento a ocorrências emergenciais. Esses indicadores permitem o acompanhamento e controle do desempenho da qualidade do serviço prestado e servem de subsídios para o planejamento de reformas, melhoramentos e expansões da infraestrutura dos sistemas de distribuição (ANEEL, 2012). Os indicadores da qualidade do serviço são baseados em conjuntos de unidades consumidoras, os quais são definidos por subestação que

possua primário em alta tensão e secundário em média tensão, e cuja abrangência deve ser as redes de média tensão a jusante. Todas as unidades consumidoras atendidas em média e baixa tensão deverão estar classificadas no mesmo conjunto da subestação que as atendam.

Os conjuntos são caracterizados pela área (km²), extensão da rede de MT (km), média mensal da energia consumida nos últimos 12 meses (MWh), total de unidades consumidoras atendidas, potência instalada (kVA) e localização (sistema isolado ou interligado). A área do conjunto corresponde à área de abrangência dos transformadores de distribuição próprios e particulares incorporados, assim como a subestação supridora. A soma das áreas dos conjuntos deve corresponder à área de concessão ou permissão da distribuidora. A extensão das redes de média tensão deve computar todos os tipos de redes próprias e particulares. A média mensal da energia consumida corresponde à média aritmética simples relativa ao consumo verificado nos últimos 12 meses. O total de unidades consumidoras atendidas corresponde àquelas faturadas no período de apuração. A potência instalada corresponde à soma das potências unitárias nominais de todos os transformadores próprios e particulares. Excetuam-se da formação dos conjuntos as cooperativas de eletrificação rural (ANEEL, 2012).

2.7.2.1 Indicadores do atendimento às ocorrências emergenciais

Uma ocorrência emergencial é caracterizada por todo evento que prejudique a qualidade do serviço prestado ou a segurança do consumidor (ou de terceiros) e que necessite o deslocamento de equipes de atendimento (BALTAZAR, 2007). O PRODIST estabelece que as distribuidoras disponham de sistemas ou mecanismos de atendimentos a ocorrências emergenciais acessíveis aos consumidores⁴. O atendimento deverá ser supervisionado, avaliado e controlado por meio de indicadores mensais que expressam o tempo gasto pela equipe para atender a uma ocorrência emergencial, cujos valores são vinculados aos conjuntos de unidades consumidoras. Para apuração dos indicadores são consideradas todas as ocorrências, mesmo as improcedentes (defeito interno nas instalações do consumidor ou endereço não localizado pela equipe de atendimento). Entretanto, não são consideradas as solicitações de serviços de iluminação pública, reclamações de interrupções do fornecimento devido à manutenção programada e serviços de caráter comercial (reclamação de consumo elevado, substituição programada de

⁴ As características do atendimento telefônico que a distribuidora deverá dispor estão estabelecidas na Resolução Normativa número 57/2004 (ANEEL, 2004).

medidores, corte e religação de unidades consumidoras) ou reclamações relativas ao nível de tensão de atendimento (ANEEL, 2012).

O Tempo Médio de Preparação (*TMP*) é um indicador que mede a eficiência dos meios de comunicação, dimensionamento das equipes e dos fluxos de informação dos Centros de Operação da distribuidora. O *TMP* é o valor médio, correspondente aos tempos de preparação das equipes de emergência, para o atendimento das ocorrências verificadas em um determinado conjunto de unidades consumidoras, no período de apuração considerado. O Tempo Médio de Deslocamento (*TMD*) é um indicador que mede a eficácia da localização geográfica das equipes de manutenção e operação. É o valor médio correspondente aos tempos de deslocamento das equipes de emergência, para o atendimento do número de ocorrências verificadas em um determinado conjunto de unidades consumidoras, no período de apuração considerado.

O Tempo Médio de Execução (*TME*) é um indicador que mede a eficácia do restabelecimento do sistema de distribuição pelas equipes de manutenção e operação. É o valor médio correspondente aos tempos de execução do serviço pelas equipes de atendimento para o número de ocorrências emergenciais verificadas em um determinado conjunto de unidades consumidoras, no período de apuração considerado. O Tempo Médio de Atendimento às Ocorrências Emergências (*TMAE*) corresponde à soma dos tempos médios de preparação, deslocamento e execução. O Percentual do Número de Ocorrências Emergenciais com Interrupção de Energia (*PNIE*) é dado pelo quociente do número de ocorrências emergenciais registradas com interrupção de energia elétrica pelo total de ocorrências verificadas no conjunto de unidades consumidoras no período de apuração considerado (ANEEL, 2012).

2.7.2.2 Indicadores de continuidade do suprimento

A continuidade do suprimento de energia ao consumidor é uma das maiores preocupações no sistema de distribuição. Os indicadores de continuidade do serviço de distribuição de energia elétrica avaliam a qualidade do serviço prestado e o desempenho de determinado sistema elétrico em relação à duração e à frequência das interrupções ocorridas. Como a deterioração das condições dos equipamentos de distribuição podem causar interrupções, o indicador de frequência das interrupções sustentadas reflete a robustez e as condições do sistema. O indicador de duração das interrupções avalia os efeitos combinados da frequência e prolongamento das interrupções sustentadas, refletindo uma visão relativamente completa das condições do sistema e a reação das

distribuidoras perante as interrupções (ZHOU e SPARE, 2007). Os aspectos de reação envolvem a capacidade operacional da distribuidora, quanto aos esforços para minimização do tempo de restauração do sistema, e o nível de automação do sistema.

No cálculo dos indicadores são consideradas as interrupções de longa duração (≥ 3 min) provocadas por descontinuidades do neutro ou da tensão em qualquer uma das fases do sistema elétrico, segregadas segundo origens internas ou externas ao sistema de distribuição. O PRODIST estabelece os tipos de interrupções a serem consideradas no cálculo dos indicadores, porém as interrupções programadas, antecedidas de aviso prévio, não são consideradas (ANEEL, 2012). O período de apuração do intervalo de tempo entre o início e o fim da contabilização das interrupções ocorridas no conjunto de unidades consumidoras considerado é mensal. Os indicadores também são calculados para períodos mensais, trimestrais e anuais. Os limites dos indicadores coletivos de continuidade de cada distribuidora são estabelecidos em resoluções da ANEEL, de acordo com a periodicidade da revisão tarifária. Eles são determinados em função dos atributos físico-elétricos dos conjuntos de consumidores e consideram os dados históricos dos indicadores, de forma que propiciem uma melhor qualidade dos serviços prestados pela distribuidora. Já os indicadores individuais de continuidade para as unidades consumidoras devem obedecer aos limites estabelecidos nas tabelas anexas ao Módulo 8 do PRODIST, segmentadas por faixas de tensão contratada e por tipo de área de localização (urbana ou não).

2.7.2.3 Indicadores coletivos de continuidade

O PRODIST estabelece dois indicadores coletivos para a continuidade do serviço de suprimento, os quais são calculados para todos os conjuntos de consumidores da distribuidora. O indicador para a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (*DEC*) é definido como o intervalo de tempo que em média, no período de observação considerado, ocorreu descontinuidade da distribuição de energia elétrica em cada unidade consumidora do conjunto considerado. O indicador para a Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (*FEC*) é definido como o número médio de interrupções ocorridas no período de observação, em cada unidade consumidora do conjunto considerado. Os valores para os indicadores *DEC* e *FEC* devem ser calculados pelas equações (ANEEL, 2012):

$$DEC = \frac{\sum_{i=1}^k Ca(i) \cdot t(i)}{Cc}. \quad 2.6$$

$$FEC = \frac{\sum_{i=1}^k Ca(i)}{Cc}. \quad 2.7$$

Onde DEC é a duração equivalente de interrupção (em horas e centésimos), FEC é a frequência equivalente de interrupção (em número de interrupções e centésimos), $Ca(i)$ é o número de unidades consumidoras interrompidas no evento i do período de apuração, Cc é o número total de unidades faturadas do conjunto considerado no final do período de apuração, $t(i)$ é a duração de cada evento i (em horas e centésimos) e k é o número máximo de eventos no período considerado.

2.7.2.4 Indicadores individuais de continuidade

O PRODIST estabelece três indicadores de continuidade individuais, os quais são calculados para todas as unidades consumidoras da distribuidora. O indicador da Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (DIC) é definido como o intervalo de tempo em que ocorreu descontinuidade na distribuição de energia elétrica, em cada unidade consumidora ou em cada ponto de conexão, no período de observação considerado. A Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora (FIC) é definida como o número de interrupções ocorridas em cada unidade consumidora ou ponto de conexão, no período considerado. A Duração Máxima de Interrupção Contínua ($DMIC$) é definida como o tempo máximo de interrupção contínua da distribuição de energia elétrica, para uma dada unidade consumidora ou ponto de conexão. Os valores para os indicadores DIC , FIC e $DMIC$ são calculados pelas equações (ANEEL, 2012):

$$DIC = \sum_{i=1}^n t(i). \quad 2.8$$

$$FIC = n. \quad 2.9$$

$$DMIC = t(i)_{m\acute{a}x} \quad 2.10$$

Onde DIC é a duração de interrupção individual (em horas e centésimos), FIC é a frequência de interrupção individual (em número de interrupções), $t(i)$ é a duração de cada evento i (em horas e centésimos), $t(i)_{m\acute{a}x}$ é a máxima duração de interrupção contínua no

período de apuração, verificada na unidade consumidora ou ponto de conexão considerado (em horas e centésimos) e n é o número de interrupções na unidade considerada, durante o período de apuração.

As concessionárias devem informar na fatura dos consumidores os limites mensais definidos e os valores apurados para os indicadores de continuidade individuais, o direito dos consumidores de solicitarem apuração dos indicadores e de receberem compensação monetária no caso de violação dos limites, além do valor do encargo de uso do sistema de distribuição. As concessionárias também devem disponibilizar sistemas de atendimento para fornecer informações e esclarecimentos sobre os indicadores de continuidade de fornecimento de energia elétrica, para todos os conjuntos de consumidores.

2.7.2.5 Indicadores de continuidade trimestrais e anuais

Os indicadores de continuidade trimestrais e anuais de cada conjunto deverão ser calculados pelas equações (ANEEL, 2012):

$$DEC^P = \frac{\sum_{n=1}^P [DEC_n \cdot Cc_n]}{Cc_{med}^P}; \quad 2.11$$

$$FEC^P = \frac{\sum_{n=1}^P [FEC_n \cdot Cc_n]}{Cc_{med}^P}. \quad 2.12$$

Onde DEC^P e FEC^P são, respectivamente, os indicadores de duração e frequência das interrupções para o período P , sendo $P = 3$ (trimestral) ou $P = 12$ (anual), DEC_n e FEC_n são, respectivamente, os indicadores de duração e frequência das interrupções para o mês n , Cc_n é o número de unidades consumidoras no mês n , e Cc_{med}^P é a média aritmética do número de unidades consumidoras no período P .

2.7.2.6 Indicadores de continuidade globais

Os indicadores de continuidade globais para frequência e duração das interrupções referem-se a um agrupamento de conjuntos de unidades consumidoras (distribuidora, município, estado, região ou país), sendo calculados para períodos mensais, trimestrais e anuais pelas equações:

$$DEC_G^P = \frac{\sum_{i=1}^M (DEC_i^P \cdot Cc_i^P)}{\sum_{i=1}^M Cc_i^P}; \quad 2.13$$

$$FEC_G^P = \frac{\sum_{i=1}^M (FEC_i^P \cdot Cc_i^P)}{\sum_{i=1}^M Cc_i^P}. \quad 2.14$$

Onde DEC_G^P e FEC_G^P são, respectivamente, os indicadores globais de duração e frequência das interrupções para o período P (mensal, trimestral ou anual), DEC_i^P e FEC_i^P são, respectivamente os indicadores de duração e frequência das interrupções no período P para o conjunto i , Cc_i^P é o número médio de unidades consumidoras do conjunto i no período P , e M é o número de conjuntos considerados.

2.7.2.7 Penalidades monetárias por desconformidades

A ANEEL impõe penalidades às distribuidoras que apresentem desconformidades dos indicadores em relação aos limites regulatórios estabelecidos no PRODIST, na forma de compensações monetárias aos consumidores. Atualmente essas penalidades estão previstas para os indicadores de duração das transgressões de tensão e de continuidade do suprimento. No entanto, as compensações monetárias não isentam a distribuidora de outras exigências regulatórias e de responder pelas perdas e danos causados pelo serviço inadequado (ANEEL, 2012).

Caso haja desconformidades dos indicadores dos níveis de tensão, verificadas por medições de campo solicitadas pelos consumidores e não regularizadas nos prazos estabelecidos (90 dias para o DRP e 15 dias para o DRC), a distribuidora deve compensar todos os consumidores atendidos pelo mesmo ponto de conexão. O valor da compensação monetária a ser mantido enquanto durar a transgressão deve ser calculado pela equação (ANEEL, 2012):

$$CM_T = \left[\left(\frac{DRP - DRP_{max}}{100} \right) \cdot k_1 + \left(\frac{DRC - DRC_{max}}{100} \right) \cdot k_2 \right] \cdot \varepsilon. \quad 2.15$$

Onde CM_T é a compensação monetária por consumidor devido às transgressões de tensão, $k_1 = 0$ se $DRP \leq DRP_{max}$ ou $k_1 = 3$ se $DRP > DRP_{max}$, $k_2 = 0$ se $DRC \leq DRC_{max}$ ou $k_2 = 7$ (AT), $k_2 = 5$ (MT) e $k_2 = 3$ (BT) se $DRC > DRC_{max}$ e ε é o custo dos encargos para uso do sistema de distribuição. Os valores máximos atuais são $DRP_{max} = 3\%$, $DRC_{max} = 0,5\%$.

No caso de ocorrência de violações dos limites de continuidade individual em relação ao período de apuração, a distribuidora deverá calcular a compensação monetária ao consumidor e efetuar o crédito do valor na fatura. O PRODIST estabelece os critérios e procedimentos para aplicação das penalidades. Os valores das compensações

monetárias por transgressões dos limites dos indicadores de duração, frequência e duração máxima das interrupções por consumidor são calculados pelas equações (ANEEL, 2012):

$$CM_D = \left(\frac{DIC_v}{DIC_p} - 1 \right) \cdot DIC_p \cdot \frac{\bar{\varepsilon}}{730} \cdot \delta ; \quad 2.16$$

$$CM_F = \left(\frac{FIC_v}{FIC_p} - 1 \right) \cdot DIC_p \cdot \frac{\bar{\varepsilon}}{730} \cdot \delta ; \quad 2.17$$

$$CM_M = \left(\frac{DMIC_v}{DMIC_p} - 1 \right) \cdot DMIC_p \cdot \frac{\bar{\varepsilon}}{730} \cdot \delta . \quad 2.18$$

Onde CM_D , CM_F e CM_M são, respectivamente, a compensação monetária por transgressão dos limites de duração, frequência e duração máxima das interrupções por consumidor, DIC_v , FIC_v e $DMIC_v$ são, respectivamente, a duração, frequência e duração máxima de interrupção por unidade consumidora verificada no período considerado, DIC_p , FIC_p e $DMIC_p$ são os limites de continuidade estabelecidos para o período considerado, $\bar{\varepsilon}$ é o custo médio dos encargos de uso do sistema de distribuição no período considerado e δ é o coeficiente de majoração, cujo valor é fixado em 15, 20 ou 27, para unidades consumidoras atendidas em BT, MT ou AT, respectivamente.

2.8 QUALIDADE DA ENERGIA NA PESQUISA ACADÊMICA

Os problemas da qualidade da energia elétrica são complexos, pois envolvem uma grande variedade de distúrbios, os quais dependem da configuração do sistema elétrico, de seus equipamentos e das cargas, cujas causas e efeitos podem ser os mais diversos (Mc GRANAGHAN; ROETTGER, 2002). O diagnóstico correto e o tratamento apropriado para os problemas da qualidade da energia requerem um alto nível de conhecimento em engenharia. Por essa razão, a qualidade da energia elétrica constitui-se em um amplo e emergente campo para a pesquisa científica e tecnológica. A Academia tem proporcionado grandes avanços no desenvolvimento de metodologias para abordagem dos problemas da qualidade da energia elétrica, enquanto o setor industrial tem disponibilizado equipamentos tecnologicamente sofisticados que auxiliam na monitoração, análise e tratamento dos distúrbios elétricos.

Diversas técnicas e ferramentas têm sido desenvolvidas para o diagnóstico dos problemas da qualidade da energia nas instalações

elétricas. O diagnóstico envolve a detecção, reconhecimento, localização e classificação dos distúrbios elétricos e a proposição de formas de mitigá-los, a partir da análise dos dados obtidos por monitorações das instalações elétricas e das cargas, (FLORES, 2002; NUNES *et al.*, 2007). Como os diagnósticos requerem conhecimento especializado em diversas áreas, as técnicas de inteligência artificial permitem combinar vários domínios de conhecimento e emular o raciocínio dos especialistas (MORCOS e ANIS IBRAHIM, 1999; SANTOSO *et al.*, 2000). Dentre as técnicas de inteligência artificial que têm sido adotadas no diagnóstico dos problemas da qualidade da energia elétrica, destacam-se os sistemas especialistas, algoritmos heurísticos, redes bayesianas, redes neurais artificiais, lógica *fuzzy* e técnicas *neuro-fuzzy* adaptativas.

Os sistemas especialistas têm sido extensamente usados para classificação e análise das distorções das formas de onda de tensão e corrente, para diagnóstico e proposição de métodos de mitigação dos efeitos dos distúrbios, para análise da compatibilidade e da suscetibilidade dos equipamentos, na análise e localização automática de falhas, para identificação e classificação de distúrbios, no gerenciamento de dados, treinamento de pessoal, etc. (ANIS IBRAHIM e MORCOS, 2002; KAZIBWE e SENDAULA, 1992; STYVAKTAKIS, BOLLEN e GU, 2001; 2002). Os sistemas especialistas difusos (*expert fuzzy systems*) têm apresentado bons resultados no diagnóstico da qualidade da energia, pois além da natureza difusa dos dados, os limites da magnitude e da duração dos eventos que distinguem cada distúrbio também não são bem definidos. Análises da incerteza dos eventos são possíveis, incluindo a severidade relativa ao tipo de equipamento afetado e os fatores e probabilidades das causas dos distúrbios. A lógica difusa tem sido usada para localização, diagnóstico ou classificação dos distúrbios, suporte de informações e treinamento de especialistas, gerenciamento e mineração de dados, medição adaptativa de parâmetros elétricos, alocação de bancos de capacitores, estimação de indicadores da qualidade e de condições operacionais, etc. (ANIS IBRAHIM e MORCOS, 2002; BINGHAM, 1998; CHOI *et al.*, 2005).

As redes neurais são poderosas ferramentas para reconhecimento de padrões e têm sido usadas para identificação e classificação dos distúrbios, estimação e modelagem de padrões de geração de harmônicos, análise de falhas, dentre outras aplicações (MORCOS e ANIS IBRAHIM, 1999; CERQUEIRA *et al.*, 2006). Algumas abordagens combinam a capacidade de reconhecimento de padrões das redes neurais artificiais com a capacidade de raciocínio dos sistemas especialistas difusos (*neuro-fuzzy expert systems*), mas também só

podem identificar os distúrbios para os quais essas redes foram treinadas, e sua readaptação para novos distúrbios não é simples (CERQUEIRA *et al.*, 2006; JANIK *et al.*, 2007). A lógica difusa adaptativa (*adaptive fuzzy logic*) proporciona a habilidade de aprendizagem das redes neurais artificiais e a capacidade de otimização dos algoritmos heurísticos, sendo usada para melhorar o desempenho dos sistemas inteligentes a partir de um conhecimento prévio disponível (ANIS IBRAHIM e MORCOS, 2002). Os sistemas híbridos, que incluem redes neurodifusas adaptativas combinadas com sistemas especialistas (*adaptive neuro-fuzzy expert systems*), também têm sido utilizados para analisar e diagnosticar os distúrbios da qualidade (ANIS IBRAHIM, MORCOS e KREISS, 1999).

Devido à grande quantidade de dados fornecida pelos modernos equipamentos de monitoração, o desenvolvimento de ferramentas para armazenamento, processamento e análise dessas informações tem sido o objetivo de muitos trabalhos na área da qualidade da energia elétrica (ANIS IBRAHIM e MORCOS, 2002; NUNES *et al.*, 2007). A extração de características das formas de onda é uma etapa fundamental que complementa as técnicas de inteligência artificial para análise e classificação dos distúrbios. O processamento de sinais usando Transformadas *Wavelet*⁵ tem sido usado para o reconhecimento dos distúrbios da qualidade da energia, pois é uma ferramenta matemática capaz de revelar aspectos das formas de onda que outras técnicas não permitem, tais como tendências, pontos de inflexão, descontinuidades e similaridades (ABDEL-GALIL, EL-SAADANY e SALAMA, 2001). Algumas abordagens utilizam monitoração distribuída nas barras do sistema para o reconhecimento, classificação e identificação das causas e dos locais dos distúrbios (ABDEL-GALIL, EL-SAADANY e SALAMA, 2002). A metodologia proposta por Reaz *et al.* (2007) utiliza uma rede neural, combinada com transformadas *Wavelet* discretas e lógica *fuzzy*, para uma classificação mais precisa dos distúrbios.

Os impactos de alguns distúrbios dependem de fatores de natureza probabilística, como sua magnitude e duração, severidade das descargas atmosféricas, localização da falha, dentre outros. Para análise

⁵ *Wavelet* é uma função capaz de decompor e descrever outras funções no domínio da frequência, para análise em diferentes escalas de frequência e de tempo. A Transformada *Wavelet* é a decomposição de uma função *wavelet* contínua ou discreta. Sua capacidade de decompor as funções, tanto no domínio do tempo como da frequência, constitui uma ferramenta poderosa para a análise de sinais e compressão de dados.

desses distúrbios são necessários modelos probabilísticos que permitam estabelecer as relações entre as causas e os efeitos. O modelo de diagnóstico proposto por Torres, Rueda e Reyes (2006), faz uso das Redes Bayesianas para avaliar os efeitos dos afundamentos de tensão nos sistemas elétricos com cargas sensíveis, identificando os pontos mais vulneráveis e fornecendo informações para a tomada de ações corretivas. As Redes Bayesianas também têm sido usadas para analisar a confiabilidade de sistemas elétricos e determinar os indicadores de continuidade, considerando aspectos de segurança e da qualidade da energia. Com base nas relações de causa e efeito e nas probabilidades condicionais, a rede Bayesiana é capaz de propagar diversos modos de falhas para permitir a análise do comportamento do sistema e determinar a confiabilidade do sistema (RAMOS, TORRES e ROGNON, 2007).

Os algoritmos heurísticos têm demonstrado bons resultados nos estudos dos problemas da qualidade da energia elétrica (ANIS IBRAHIM e MORCOS, 2002). Há diversas metodologias que utilizam esses algoritmos na alocação ótima de bancos de capacitores para minimizar a geração de distúrbios da qualidade da energia, para alocação eficiente de monitores e na proposição e seleção de alternativas para melhoria do desempenho das redes de distribuição, dentre outras (KAGAN *et al.*, 2007). Combinados com outras técnicas, os algoritmos heurísticos têm sido amplamente usados no planejamento dos sistemas de distribuição para propor soluções de compromisso entre a confiabilidade do sistema e os níveis requeridos para a qualidade da energia (CARVALHO e FERREIRA, 2005). Vuinovich *et al.* (2004) combinam o algoritmo genético multiobjetivo NSGA (Seção 4.10) com a busca em Colônia de Formigas (Seção 4.8) para propor alternativas de expansão do sistema de distribuição. Os objetivos considerados são o número esperado de afundamentos de tensão e de interrupções anuais, além dos custos. O modelo é pseudodinâmico, onde algoritmo genético executa uma otimização estática e a colônia de formigas determina a estratégia otimizada de transição entre os estágios de planejamento.

Alguns trabalhos abordam a interpretação e caracterização dos distúrbios pela análise estatística dos dados obtidos em campanhas de monitoração nos sistemas de distribuição (MELHORN, MAITRA e SUNDERMAN, 2005; PAVAS *et al.*, 2006). Em análises estatísticas, Sabin, Grebe e Sundaram (1998) concluem que os distúrbios mais frequentes são os afundamentos de tensão, seguidos pelas elevações de tensão, interrupções, subtensões e sobretensões. Métodos de predição estocástica têm sido desenvolvidos para obtenção de indicadores locais e sistêmicos, sem a necessidade de longos e dispendiosos períodos de

monitoração (CELLI, PILO e PISANO, 2004; CONRAD, LITTLE e GRIGG, 1991; HEINE *et al.*, 2002; MILANOVIC e GUPTA, 2006). Algumas abordagens utilizam métodos de predição estocástica e métodos estatísticos e estocásticos híbridos para a avaliação dos índices da qualidade da energia em um sistema e sua variação no tempo (ARANGO *et al.*, 2008; BOLLEN, 1996; DOMINGUES, 2003; DOMINGUES, JAHNECKE e BORGES, 2005). Há também metodologias para classificação e predição dos diferentes tipos de afundamentos de tensão provocados por falhas (BOLLEN, 2000; BOLLEN e ZHANG, 2003; TORRES, RUEDA e REYES, 2006).

Alguns métodos de estimação de estado para variações de tensão também têm sido desenvolvidos para obterem-se indicadores de locais não monitorados, a partir dos dados de locais monitorados (EASSA e ABOUELSEUD, 2005). Alves, Costa e Fonseca (2003) propõem uma metodologia para estimar as interrupções provocadas por afundamentos de tensão em um processo industrial com cargas sensíveis, considerando a natureza estocástica das solicitações impostas pelo sistema. Os resultados da avaliação são utilizados para estimar os custos provocados pela interrupção do processo produtivo, compondo uma ferramenta para auxílio às decisões relativas às formas de mitigação do problema.

A análise dos impactos dos distúrbios da qualidade da energia nas cargas dos consumidores, especialmente nas mais sensíveis, além da avaliação dos custos decorrentes e das formas de mitigação, é um tema frequente na literatura (BOLLEN, 1993; IEEE, 1994; MARTZLOFF e GRUZS, 1988; SANTOS *et al.*, 2001; WIECHMANN, PINO e CARRANZA, 1998). Por outro lado, o uso crescente de equipamentos de eletrônica de potência e de outras cargas não lineares tem provocado diversos impactos na qualidade da energia dos sistemas de distribuição, especialmente a injeção de harmônicos, sendo objeto de vários estudos (ARANGO, SCHMIDT *et al.*, 2008; MORCOS e GOMEZ, 2003).

Alguns trabalhos abordam os impactos técnicos e econômicos dos problemas da qualidade da energia elétrica em função da severidade dos distúrbios, relacionados aos custos de implantação de métodos para sua mitigação (HEINE *et al.*, 2002; HEYDT, 2005; LANA LEITE, FERREIRA e OLIVEIRA, 2005; McGRANAGHAN e ROETTGER, 2002; MILANOVIC e GUPTA, 2006). A consideração da ocorrência e severidade dos distúrbios para localização de pontos fracos no sistema, em função da composição de cargas para a localização de indústrias e outros consumidores, também tem sido alvo de estudos (GUPTA, MILANOVIC e AUNG, 2004). Os efeitos das políticas regulatórias para a supervisão da qualidade e uso de equipamentos de condicionamento da

energia têm sido discutidos em alguns trabalhos (ABDEL-GALIL, EL-SAADANY e SALAMA, 2001; 2002; KAGAN, GOUVÊA e TAHAN, 2009). A viabilização e instalação de equipamentos de condicionamento da energia em plantas industriais por meio de contratos de metas de desempenho, firmados com *Energy Service Companies (ESCOs)*, também tem sido objeto de estudos (ARANGO *et al.*, 2002).

Herath, Gosbell e Perera (2003) propõem uma metodologia para caracterizar os afundamentos de tensão e usá-los como elementos para a priorização de melhorias no sistema primário de distribuição e para o estabelecimento de contratos especiais de fornecimento. Outros trabalhos abordam as metas de desempenho e garantias de conformidade da qualidade da energia elétrica nos sistemas de distribuição baseadas nas necessidades específicas dos consumidores, como forma de emular o comportamento de livre mercado (BROWN, 2002-b; DOMINGUES *et al.*, 2002; EPRI, 2003; ARANGO, ABREU *et al.*, 2008). As metas regulatórias e garantias contratuais podem fornecer recompensas ou penalizações financeiras, em função do nível da qualidade da energia suprida. Na mesma linha, há trabalhos que tratam os riscos assumidos nesses contratos (BROWN e BURKE, 2000). Porém, esses trabalhos são mais focados na confiabilidade do que na conformidade do suprimento.

A reestruturação do Setor Elétrico e suas consequências para a qualidade da energia tem sido foco de estudos (DRIESEN *et al.*, 2002). Arrillaga, Bollen e Watson (2000) discutem as responsabilidades e ações requeridas para atingirem-se níveis satisfatórios para a qualidade da energia no sistema elétrico. Abreu e Castellano (2006) propõem a análise da qualidade da energia em mercados regulados por meio de um sistema integrado de atendimento, supervisão e certificação da qualidade técnica. Penna *et al.* (2001) analisam os impactos dos programas de eficiência energética e de gerenciamento da demanda na qualidade da energia elétrica, devido à disseminação de cargas não lineares. A influência das fontes alternativas e dos sistemas de geração distribuída na qualidade da energia do sistema também tem sido tema de alguns estudos (CARAMIA *et al.*, 2006; MULJADI e McKENNA, 2003). Macken, Bollen e Belmans (2004) propõem o uso da geração distribuída, combinada com conversores eletrônicos de potência, para reduzir os efeitos dos afundamentos de tensão nas cargas.

Alguns estudos propõem indicadores complementares, novos limites e padrões para os distúrbios da qualidade da energia elétrica (BROOKS *et al.*, 1998). Indicadores complementares para deslocamento de fase e tensões de componentes simétricas, além de métodos para indicar a origem das variações de tensão e suas causas têm sido objeto

de estudos (BOLLEN e ZHANG, 2003; CIGRÉ, 2004). Metodologias para determinação e comparação dos níveis da qualidade da energia também têm sido abordadas. Kiyohara *et al.* (2002) propõem um sistema de gerenciamento dos dados das distribuidoras para obtenção dos indicadores. Herath, Gosbell e Perera (2004; 2005) sugerem uma metodologia para avaliação e comparação dos impactos dos afundamentos de tensão nos consumidores de diferentes distribuidoras.

Os indicadores da qualidade da energia têm sido usados no planejamento, especialmente na definição das alternativas para expansão do sistema e na priorização dos investimentos (CHOI *et al.*, 2005; KAGAN e OLIVEIRA, 2001). Waclawiak (2003) propõe a monitoração da qualidade da energia como uma forma de integrar a operação e o planejamento para priorizar os investimentos no sistema de distribuição. Alguns trabalhos incluem ações de manutenção e de operação como alternativas adicionais aos investimentos na expansão dos sistemas (BURGOS *et al.*, 2005). Warren e Adams (2001) sugerem que, anteceder-se às novas políticas regulatórias é uma forma de evitar problemas futuros e de assegurar boas decisões de investimentos. O planejamento agregado permite estimar os recursos necessários para garantir um determinado nível de qualidade, sendo usado na proposição de melhorias no sistema de distribuição a partir da análise elétrica da rede, em função do crescimento da demanda e da transgressão de critérios técnicos estabelecidos (SCHMIDT *et al.*, 2007).

Celli, Pilo e Pisano (2004) abordam o planejamento ótimo de sistemas de distribuição pela análise estocástica dos afundamentos de tensão, pois são fortemente dependentes da topologia das redes. A metodologia considera a frequência e magnitude dos eventos como restrição no problema de planejamento das redes de distribuição, para minimizar as perdas, os custos das interrupções e os custos de construção, manutenção e melhorias no sistema. Os resultados indicam que a consideração de aspectos da qualidade da energia permite obter configurações técnica e economicamente mais atrativas. Visando à melhoria da qualidade da energia, Cebrian *et al.* (2005) consideram as interrupções e variações de tensão de curta duração para a proposição de projetos de reforços ou reconfigurações no sistema de distribuição.

Moreira, Mussoi e Teive (2009) adotam o algoritmo genético multiobjetivo NPGA (Seção 4.11) para priorizar os projetos de melhorias nos sistemas de distribuição em função dos indicadores de confiabilidade e dos níveis de tensão e de carregamento dos alimentadores, além do número de consumidores e dos custos dos projetos. Mussoi e Teive (2012-a) expandem essa metodologia para

incluir outros indicadores da qualidade da energia no processo de seleção dos projetos, fazendo uso do algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II (Seção 4.16.7). Nessa linha, Mussoi e Teive (2012-c) também propuseram um modelo analítico multiestágio para a seleção e alocação dos projetos de melhoria e expansão do sistema de distribuição, baseado em vários indicadores regulatórios da qualidade da energia, no desempenho operacional do sistema e nos custos e benefícios financeiros. Na análise dos projetos, o modelo também considera os custos das perdas de energia e das penalizações por transgressões dos limites regulatórios. Os estudos demonstram que a incorporação da qualidade da energia no modelo analítico altera a prioridade dos projetos e oferece alternativas de investimentos com maior valor agregado.

A metodologia para priorização de projetos de uma distribuidora, proposta por Schettino e Cordeiro (2009), utiliza indicadores da qualidade do serviço (DEC, FEC, DIC, FIC e DMIC) e operacionais (níveis de tensão, perdas e fator de potência) para gerar índices de prioridade dos projetos usando um método multicritério. Choi *et al.* (2005) propõem um sistema especialista *fuzzy* para melhorar o processo de priorização dos projetos de uma distribuidora, combinando os indicadores de confiabilidade (frequência e duração das interrupções) e as pontuações estabelecidas pelas gerências regionais da empresa para cada projeto. Segundo os autores, alterando a ordem de prioridade dos investimentos a confiabilidade na área avaliada foi melhorada em relação ao método convencional. Uma metodologia desenvolvida por Zhou e Spare (2007) permite ranquear os projetos e definir o portfólio com base na eficiência dos custos para melhoria da confiabilidade do sistema de distribuição. Mussoi e Teive (2012-b) apresentaram uma metodologia baseada no valor da qualidade da energia elétrica para análise e seleção dos portfólios de projetos, onde são utilizados os métodos multicritério SMART e TOPSIS (Seção 5.12) para agregar os diversos critérios de avaliação, segundo as preferências dos decisores.

2.9 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A distribuição de energia elétrica é um serviço de utilidade pública, cuja prestação pressupõe responsabilidade social, pois é uma concessão do Estado, a quem é devida a regulamentação e fiscalização. Do ponto de vista regulatório, o suprimento de energia elétrica é caracterizado como um produto associado a serviços, o qual exige quantidade suficiente, qualidade adequada e preço acessível. O desempenho operacional do sistema tem assumido importante papel,

especialmente quanto à qualidade da energia, pois tem impactos diretos e significativos na operação das cargas, influenciando a relação da empresa com seus consumidores e investidores. Enquanto um dos objetivos das distribuidoras é a busca da eficiência operacional do sistema para o atendimento adequado da demanda, a função dos agentes reguladores é assegurar que ele seja obtido de forma economicamente viável, tal que os consumidores possam esperar que a qualidade seja uma característica intrínseca do suprimento de energia elétrica, ao mínimo custo possível.

Este capítulo apresentou as principais abordagens para o planejamento dos sistemas de distribuição e suas relações com os aspectos da qualidade da energia elétrica. Um sistema bem planejado e eficientemente operado pode reduzir as causas e efeitos dos distúrbios da qualidade da energia, respondendo rapidamente à ocorrência desses eventos e limitando sua severidade e abrangência. A consideração desses aspectos no planejamento é uma forma de assegurar uma seleção estratégica dos investimentos no sistema de distribuição e de evitar problemas operacionais futuros. O sucesso do negócio depende, em grande parte, das decisões de investimentos em uma infraestrutura de distribuição eficiente. Essas questões são particularmente importantes após a reestruturação do Setor Elétrico brasileiro.

O objetivo do planejamento da distribuição é o estabelecimento de um plano de expansão composto por um conjunto viável de obras e ações no sistema, as quais podem incluir reforços na infraestrutura elétrica existente, a incorporação de novos ativos e procedimentos para melhoria do desempenho operacional. Especificamente, o plano de expansão deve definir onde, quando e quais projetos devem ser executados, ao longo do horizonte de planejamento, para assegurar o suprimento da demanda prevista e atender aos requisitos regulatórios, de forma a otimizar os recursos técnicos e financeiros disponíveis. No entanto, as características dos sistemas elétricos atuais, como sua dimensão, comportamento da demanda, desempenho dos equipamentos, diversidade de tecnologias e os requisitos de segurança e qualidade operacionais, além das restrições orçamentárias para investimentos, incertezas do mercado e aspectos cronológicos, tornam o problema de planejamento dos sistemas de distribuição altamente complexo. A pesquisa acadêmica tem envidado esforços no sentido de disponibilizar várias metodologias, modelos analíticos, técnicas de otimização e ferramentas computacionais para tratar os diversos aspectos desse problema.

As distribuidoras de energia elétrica apresentam um complexo problema de planejamento e gestão dos ativos, pois são empresas de capital intensivo que necessitam realizar um grande volume de investimentos na infraestrutura elétrica para fornecer energia aos seus consumidores. Porém, os estudos de planejamento efetuados de forma localizada, não garantem a otimização do conjunto de projetos a ser selecionado para o plano de expansão corporativo, tema que tem sido motivo de preocupação das empresas. A obtenção de um plano otimizado de expansão requer a determinação de soluções que permitam minimizar os custos e maximizar o valor dos benefícios proporcionados pelo conjunto de projetos selecionados. Esse processo é essencial para as distribuidoras, pois deve garantir a sustentabilidade do negócio, assegurar o cumprimento dos requisitos regulatórios e atender às expectativas dos consumidores e investidores.

Para que esses ganhos sejam significativos, é necessária uma abordagem válida para mensuração do valor dos projetos e uma forma eficiente de otimização do portfólio em nível corporativo, tal que permita a avaliação simultânea dos atributos dos projetos propostos pela empresa, em função da disponibilidade orçamentária e dos aspectos cronológicos para o período de planejamento. A otimização do portfólio corporativo permite ajustar a distribuição orçamentária, alocando os recursos disponíveis nos setores, departamentos ou unidades gerenciais que proponham os projetos com maior potencial de valor para a empresa. Essa abordagem encontra-se na área de Gestão do Portfólio de Projetos, discutida no próximo capítulo, sendo particularmente útil para aplicação à estrutura regionalizada das distribuidoras. O grande desafio atual é tornar essa análise tratável por um modelo analítico viável, eficiente e cientificamente embasado, cujos aspectos são apresentados nos capítulos seguintes.

3 PORTFÓLIOS DE PROJETOS

Em muitas empresas a seleção de projetos é um problema decisório complexo que envolve o tratamento de múltiplos critérios. Este capítulo aborda o problema de priorização de projetos e de composição do portfólio corporativo e discute as questões pertinentes ao processo de alocação eficiente dos recursos disponíveis. Os princípios básicos da gestão do portfólio são apresentados, os quais formam a base para o desenvolvimento dos modelos de decisão focados no valor dos projetos. Os principais métodos, técnicas e ferramentas disponíveis para a priorização de projetos são analisados. Um modelo matemático básico para otimização dos portfólios é apresentado, cuja versatilidade permite tratar problemas decisórios complexos, como a priorização dos projetos de distribuição de energia elétrica. As questões identificadas na revisão da literatura e no Estado da Arte são discutidas ao longo do capítulo e sugerem que o problema de gestão do portfólio corporativo é um campo emergente para a pesquisa acadêmica.

3.1 PRIORIZAÇÃO DE PROJETOS

As empresas têm enfrentado grande competição por recursos escassos e necessidade de investimentos frequentes e significativos, com demandas diversas e variáveis, tanto internas como externas. Em resposta à sua atividade econômica e às variações das condições do mercado, uma empresa saudável deve ter um fluxo contínuo de ideias e projetos, seja para melhorar processos, adicionar novos produtos e serviços, ou substituir os existentes. Se esse fluxo é interrompido, a empresa atinge uma situação de estabilidade no seu ambiente de mercado e, no caso de enfrentar mudanças de cenários, ela sofrerá e poderá liquidar-se. Quando avaliados, muitos projetos são cancelados devido aos custos, escassez de recursos, falta de competitividade ou de perfil estratégico, entre outros motivos. Segundo Dye e Pennypacker (2000) há, e deve haver, uma alta taxa de descarte de ideias e projetos preliminares, para que apenas alguns permaneçam nos estágios mais avançados do ciclo de avaliação e entrem na disputa pelos recursos disponíveis. A empresa deve incentivar a proposição de novos projetos, mas é necessário que assegure uma estratégia apropriada e rigorosa para avaliá-los e selecioná-los, cujos critérios devem ser claros e conhecidos pelos proponentes (DYE e PENNYPACKER, 2000).

Cada projeto apresenta um conjunto de potencialidades e fragilidades. O valor de um projeto expressa o compromisso entre o

desempenho dos vários atributos desejados e não desejados. Segundo Keeney e Raiffa (1993), o termo valor remete ao conceito econômico e indica um grau de “desejo” ou de “proveito” em relação aos objetivos estabelecidos. Portanto, o valor de um projeto é definido pela abrangência do seu escopo, ou seja, por seus custos, pelo esforço necessário para a sua execução, pelos benefícios esperados e impactos decorrentes de sua operacionalização. Os custos representam os investimentos necessários, em termos de orçamento, para execução da iniciativa. O esforço está associado aos recursos humanos e tecnológicos requeridos e envolve o cronograma de execução e o prazo para conclusão do projeto. Os benefícios esperados e os impactos decorrentes medem a sua relevância estratégica, ou seja, a contribuição do projeto para o alcance das metas e objetivos aos quais se relaciona. O sucesso de um projeto depende da extensão dos resultados esperados e deve ser avaliado pelo valor que agrega à empresa.

A maneira mais adequada de mensurar o valor dos projetos é o uso de uma métrica comum, geralmente unidades monetárias, para que os diferentes atributos sejam agregados e comparados, recomenda Merkhofer (2009). Essa métrica comum proporciona uma base objetiva para verificar se os benefícios dos projetos justificam os seus custos, conduzindo a uma melhor alocação dos recursos disponíveis. Entretanto, nem sempre é possível o uso de uma base comum para a avaliação do valor. Quando os projetos envolvem aspectos não facilmente quantificáveis em termos financeiros, métricas específicas devem ser empregadas. Nesse caso, um modelo analítico apropriado deve ser construído para conjugar as métricas dos atributos e obter uma medida da contribuição global de valor de cada projeto.

A dinâmica do mercado, a evolução tecnológica e os prazos restritos para execução e operacionalização, somadas à limitação de recursos e à exigência de desempenho e qualidade, requerem uma gestão eficiente dos projetos e de seus resultados (DYE e PENNYPACKER, 2000). Dentre as diversas decisões necessárias durante o planejamento estratégico, a priorização dos projetos é um fator crítico para a sustentabilidade do negócio da empresa no mercado em que estão inseridas (LOPES e ALMEIDA, 2008). O problema de priorização advém da existência de um número maior de projetos a serem executados do que o volume de recursos disponíveis. Segundo Vargas (2009), priorizar significa selecionar adequadamente os projetos e os esforços mais significativos a serem realizados pela empresa, a partir de uma análise detalhada e fundamentada dos dados disponíveis e

resultados possíveis. O conjunto de projetos priorizados compõe o portfólio de projetos (ou carteira de projetos) da empresa.

Para Kabli (2009), o objetivo da priorização é selecionar, dentre uma lista de alternativas disponíveis, o conjunto de projetos que proporcione o máximo benefício para a empresa, em um dado período de tempo, levando em conta a disponibilidade de recursos, restrições operacionais, interações de mercado e políticas estratégicas da empresa. Vargas (2009) amplia os objetivos da priorização de projetos para incluir o uso eficiente dos recursos técnicos, financeiros, humanos e cronológicos, a redução de impactos socioambientais, a promoção de maiores níveis de segurança e qualidade do produto ou serviço oferecido, o atendimento aos requisitos técnicos e regulatórios, assim como a obtenção da satisfação dos consumidores e investidores.

No entanto, quando alguma necessidade é identificada, muitas empresas tomam decisões da mesma forma que os cidadãos comuns tomam as suas. O processo geralmente é informal e depende muito da experiência e do julgamento subjetivo do agente decisor, que pode não dispor de informações técnicas detalhadas para avaliar corretamente os impactos de suas escolhas. Para estruturar as prioridades, algumas empresas adotam listas de critérios, usadas para avaliar os atributos dos projetos. Esse procedimento pode apresentar grupos de projetos com mesma prioridade, tornando difícil a discriminação dos mais importantes. Isso decorre da estrutura de critérios e da escala de avaliação adotadas, geralmente pontuações ou classificações (CAMANHO, 2009). Se os critérios estão centrados nos aspectos econômicos e administrativos da empresa, os projetos com enfoque mais técnico e operacional, mas importantes para a empresa, podem obter baixa prioridade. Quando os recursos são restritos, o decisor pode ter maior dificuldade na comparação das alternativas disponíveis e, se os critérios de avaliação não forem claramente articulados, a decisão pode não levar aos melhores resultados, conclui Merkhofer (2005).

A priorização de projetos é um problema de planejamento estratégico, cujos resultados têm impactos de longo prazo e onde decisões equivocadas podem inviabilizar a sustentabilidade da empresa. O atual ambiente de mercado, dinâmico e globalizado, requer a capacidade de analisar critérios e cenários para tomar decisões eficientes. Nesse ambiente, a busca de vantagens competitivas é fundamental, e não seria estratégico adotarem-se processos decisórios convencionais para a solução de novos e complexos problemas, salientam Lopes e Almeida (2008). Pereira (2009) recomenda que a metodologia de priorização de projetos esteja adequadamente vinculada

ao processo de planejamento, pois além dos critérios técnicos e operacionais a serem atendidos, deve-se também considerar os possíveis resultados empresariais, tanto na proposição como na avaliação dos projetos. Da mesma forma que se exige enfoque técnico para o desenvolvimento dos projetos, o processo de priorização deve ser tratado por meio de um modelo de decisão formal e cientificamente embasado, capaz de indicar soluções pertinentes.

Alguns fatores subjetivos podem dificultar o uso de modelos para a priorização dos projetos, especialmente quanto à estruturação das preferências dos decisores e à agregação dos critérios, porém não devem ser motivo para uma análise superficial das alternativas. Os vieses subjetivos que envolvem uma decisão são naturais, mas se não forem observados com atenção podem ser prejudiciais ao resultado final, alerta Camanho (2009). Poderá obter vantagem estratégica aquela empresa que fizer uso de um modelo analítico que respeite as peculiaridades e as imperfeições inerentes ao processo, e que não adote unicamente a experiência e intuição dos decisores. Depois que adotam uma metodologia adequada para priorização dos seus projetos, as empresas passam a ter uma visão mais ampla de seu portfólio corporativo, pois ficam evidentes os projetos que realmente são estratégicos, facilitando a alocação dos recursos disponíveis, conclui Camanho (2009). Devido à importância desse processo, muitas empresas têm adotado modelos baseados nos princípios da Gestão do Portfólio de Projetos.

3.2 GESTÃO DO PORTFÓLIO DE PROJETOS

A compreensão dos objetivos dos investidores permitiu a Harry Markowitz (1952) propor uma estratégia eficiente para a seleção de investimentos financeiros. A Teoria dos Portfólios de Markowitz demonstra que é possível obter um portfólio de investimentos diversificados e que proporcione o maior benefício possível se, em vez de selecioná-los com base nos seus valores individuais, a seleção seja fundamentada na determinação do retorno global gerado pelo portfólio inteiro. Segundo Markowitz, certas combinações de investimentos se encontram em uma fronteira de compromisso, os chamados portfólios eficientes, os quais proporcionam o maior valor de retorno com um nível de risco aceitável. A seleção do melhor portfólio da fronteira eficiente dependerá do cenário decisório, da estratégia do investidor e de sua disposição em aceitar o retorno esperado e os riscos associados.

Embora não previsto por Markowitz àquela época, o mesmo raciocínio pode ser aplicado às empresas para a priorização dos seus

projetos. Essa perspectiva de aplicação pode proporcionar estratégias de obtenção de uma fronteira eficiente para os portfólios de projetos, ou seja, combinações de projetos que propiciem o maior valor possível em termos de benefícios para a empresa, afirma Merkhofer (2009). Tal perspectiva é baseada na correspondência existente entre os conceitos da fronteira eficiente dos portfólios de investimentos de Markowitz e os princípios da otimalidade de Pareto, usados na obtenção das soluções não dominadas que compõem a chamada fronteira Pareto-Ótima (Seção 4.1.1). Embora haja uma analogia entre a seleção de investimentos financeiros e a priorização de projetos, também há diferenças que desafiam a aplicação da teoria de Markowitz à seleção dos projetos e à determinação dos portfólios eficientes.

As empresas propõem e executam projetos que acreditam produzir bons resultados para o seu negócio. Assim, o valor do portfólio corporativo deve ser determinado pela importância dos resultados globais da execução de um conjunto específico de projetos. Esses resultados podem incluir a redução dos custos e o aumento do faturamento, mas também podem trazer outros benefícios não diretamente associados ao fluxo de caixa, como a qualidade dos produtos e serviços, capacidade produtiva, desempenho operacional, segurança, satisfação dos consumidores, imagem da empresa, etc. Muitos métodos analíticos para gerar portfólios não financeiros têm sido desenvolvidos desde as teorias de Markowitz. Os avanços incluem modelos matemáticos formais para avaliação do impacto dos projetos no desempenho dos negócios, técnicas de otimização e métodos de análise multicritério da decisão. Há também o uso da simulação de Monte Carlo, árvores de decisão, diagramas de influência, sistemas *fuzzy* para quantificação das incertezas, teoria das opções reais e análise de riscos, para quantificar o valor financeiro dos projetos baseando-se na tolerância da empresa aos riscos, dentre outros (MERKHOFFER, 2009).

A gestão do portfólio de projetos (*Project Portfolio Management - PPM*) é uma abordagem corporativa para gerir processos, métodos e tecnologias que buscam estabelecer uma estrutura formal de apoio à tomada de decisão sobre a escolha de um conjunto específico de projetos a serem executados pela empresa (DYE e PENNYPACKER, 2000). O objetivo é determinar a combinação ótima de recursos para melhor selecionar e escalonar os projetos de forma a atingir as metas operacionais e financeiras da empresa, respeitando as restrições impostas. Retief (2005) salienta que a gestão do portfólio não deve ser interpretada como o gerenciamento de múltiplos projetos, cujos métodos tratam dos detalhes táticos do planejamento das etapas de execução e

operacionalização de cada projeto, ou seja, “fazer corretamente os projetos”. Especificamente, a gestão do portfólio é um meio para priorizar os projetos que satisfaçam os objetivos estratégicos da empresa, ou seja, “fazer os projetos certos”. Seu objetivo é auxiliar na indicação de um caminho correto a seguir, procurando otimizar a contribuição global dos projetos para o benefício e sucesso da empresa (RETIEF, 2005). Os modelos de gestão do portfólio permitem ganhos de eficiência e de produtividade, além da redução dos custos e da exposição aos riscos, afirma Merkhofer (2007).

Para que possam prosperar em ambientes dinâmicos e de recursos limitados, as empresas devem focar no valor dos projetos que pretendem executar. O valor de um projeto está diretamente associado ao seu escopo, importância e consequências de sua execução para a empresa. A determinação do valor deve considerar as peculiaridades de cada projeto, a natureza do negócio e as políticas estratégicas da empresa. Os princípios da gestão do portfólio de projetos permitem o desenvolvimento de modelos de decisão para a priorização de projetos focados na maximização do valor global agregado ao portfólio (DUTTA, 2006; ELTON e GRUBER, 1991; LEVINE, 2005). Inspirados na teoria dos portfólios de Markowitz, esses modelos são semelhantes àqueles que se têm mostrado eficientes na seleção de investimentos financeiros. Os princípios básicos da gestão dos portfólios de projetos são (Adaptado de DYE e PENNYPACKER, 2000):

- Os portfólios de projetos devem ser tratados de forma semelhante aos portfólios de investimentos;
- O objetivo é a maximização do valor global do portfólio;
- A mensuração do valor deve incluir todo o escopo possível de atributos dos projetos;
- As métricas de valor devem considerar as particularidades dos atributos dos projetos;
- O processo deve envolver as preferências dos decisores;
- O valor deve considerar o ciclo de vida dos projetos;
- O processo deve ser avaliado e melhorado continuamente.

A gestão do portfólio corporativo envolve a seleção de um conjunto específico de projetos tal que proporcione o máximo retorno para a empresa, em um dado período de tempo. Esse processo deve ser orientado pelas metas e objetivos corporativos e deve considerar a disponibilidade de recursos, restrições orçamentárias, requisitos técnicos, interações de mercado e políticas da empresa (KABLI, 2009). A situação ideal seria a possibilidade de custear todos os projetos que

possam trazer mais benefícios para empresa. No entanto, o orçamento exerce uma restrição tal que o portfólio deva atender à disponibilidade financeira, mesmo que o benefício máximo não seja obtido. A necessidade de otimização do portfólio tem origem no fato que os projetos nem sempre podem ser considerados isoladamente, pois requerem o compartilhamento dos recursos disponíveis. Os requisitos técnicos são critérios operacionais que devem ser atendidos pelos projetos, tratados como objetivos ou restrições do portfólio. Outro fator a ser considerado são as relações de condicionamento e excludência na seleção dos projetos. Um projeto condicionado é aquele cuja execução está vinculada à execução de outro. Na relação de excludência, a execução de um projeto elimina a possibilidade de execução de outro. As políticas da empresa são condicionantes que podem forçar a execução de um determinado projeto ou de um número mínimo de projetos de cada tipo ou de cada unidade da empresa.

Empresas que fazem investimentos de grande porte têm buscado modelos analíticos para avaliar e selecionar projetos para o seu portfólio corporativo (MERKHOFFER, 2007). Um modelo de gestão do portfólio deve refletir o entendimento da empresa de como melhor atingir os objetivos, frente a uma determinada situação e realidade práticas. Ele deve incorporar as considerações, metodologias, estruturas, funções, responsabilidades, linhas de ação, demandas de recursos e critérios de preferências dos decisores. A abordagem deve ser sensível à cultura e às peculiaridades da empresa, minimizando as mudanças nos sistemas correntes que funcionam bem. Muitas empresas possuem procedimentos de planejamento e orçamento, análise de riscos e gerenciamento de recursos para execução dos projetos, os quais são relevantes para a gestão dos portfólios. Partes deles podem ser aproveitadas, refinadas ou expandidas. Para que produzam os resultados esperados, os modelos não devem ser impostos, mas definidos em conjunto com os decisores. Sua participação permite que compreendam melhor o problema e contribuam com sua experiência para que os resultados obtidos sejam consistentes, dando maior credibilidade e direcionando a gestão do portfólio na empresa (MERKHOFFER, CONWAY e ANDERSON, 1995).

3.2.1 Ferramentas computacionais

Atualmente, há diversas ferramentas computacionais comerciais⁶ anunciadas para gestão dos portfólios de projetos, mas que se propõem

⁶ Merkhofer (2009) apresenta uma análise de várias ferramentas comerciais disponíveis, seus fornecedores e o foco de aplicação.

ao uso geral. Embora o tema central seja a priorização dos projetos e a otimização do portfólio, poucas ferramentas comerciais adotam as melhores técnicas ou oferecem modelos analíticos e algoritmos apropriados para os problemas específicos das empresas (CARDIN, 2008; DUTTA, 2006; MERKHOFFER, 2009; RETIEF, 2005). Algumas ferramentas usam técnicas simplificadas que permitem apenas o ordenamento ou a seleção manual dos projetos. Outras oferecem funções para avaliar e pontuar os projetos usando critérios definidos pelos usuários. Porém, essas técnicas geralmente são tendenciosas e incapazes de identificar o conjunto de projetos que maximize o valor do portfólio. Muitas ferramentas são baseadas em julgamentos subjetivos ou em técnicas de otimização deficientes, afirma Merkhofer (2009). Os métodos de otimização empregados geralmente são mono-objetivos e baseados em alguma forma de agregação ponderada dos critérios. Várias empresas tem concluído que o uso de ferramentas genéricas nem sempre proporciona os resultados e benefícios prometidos ou esperados, pois não melhoram a qualidade das decisões, afirma Dutta (2006).

O maior grupo de ferramentas específicas disponíveis contém aquelas focadas na gestão dos portfólios na área de tecnologia da informação, onde os projetos são difíceis de serem avaliados e justificados somente por critérios financeiros. Outra categoria são as ferramentas para gestão dos portfólios de projetos de pesquisa e desenvolvimento de novos produtos, construção civil e exploração de petróleo e gás, pois devem ser capazes de avaliar os riscos envolvidos. Na área de serviços profissionais, algumas ferramentas enfatizam questões contábeis e alocação de pessoal. Nos setores intensivos em equipamentos e instalações, como o suprimento de eletricidade, gás e água, as ferramentas devem avaliar os projetos em função dos seus impactos no desempenho operacional dos ativos.

Uma ferramenta computacional eficiente para a gestão do portfólio de projetos deve ter a sua metodologia desenvolvida em torno dos requisitos e objetivos do negócio da empresa, considerando os seus processos, segmentos de consumidores e fatores específicos do setor ao qual pertence. O ponto crítico no desenvolvimento da ferramenta é o modelo de decisão adotado, pois deve envolver uma métrica apropriada para a avaliação dos aspectos essenciais dos projetos e incluir uma técnica eficiente para a otimização do portfólio. Os modelos de decisão que adotam métodos analíticos cientificamente embasados e algoritmos de otimização mais eficientes permitem selecionar os melhores projetos e escaloná-los no período de planejamento considerado, de forma a maximizar o valor global agregado ao portfólio corporativo, segundo a

disponibilidade orçamentária da empresa. Esses modelos também permitem análises de sensibilidade para verificação da robustez das soluções em diferentes cenários de planejamento, demonstrando os impactos da antecipação ou postergação dos projetos e a dependência entre a forma de empenho do orçamento e o valor do portfólio.

3.3 MODELOS PARA GESTÃO DO PORTFÓLIO DE PROJETOS

O ser humano é eficiente na proposição de alternativas, no reconhecimento de estruturas e padrões e no julgamento de dados. Porém, tem capacidade limitada de processamento de informações, podendo ser inconsistente ou tendencioso na tomada de decisões. Os modelos são úteis para atender às limitações humanas na solução de problemas. Eles permitem descrever e dividir um problema complexo em partes, liberando o ser humano para executar as tarefas que desempenha bem, enquanto os computadores processam as informações. A questão fundamental na construção de um modelo é a adequação dos elementos e das relações necessárias para descrever o comportamento do sistema de interesse, sem perder ou desconsiderar efeitos importantes da situação real. Os avanços na modelagem matemática, simbólica e gráfica têm proporcionado meios eficientes para explorar a estrutura, a dinâmica e as interações do problema que se deseja analisar.

Uma classificação usual divide os tipos de modelos em determinísticos, probabilísticos e estocásticos, podendo ser estáticos, dinâmicos ou pseudodinâmicos. Nos modelos determinísticos, todos os dados relevantes são considerados conhecidos e bem definidos. Esses modelos permitem manipular situações onde muitas decisões simultâneas devem ser tomadas e onde as alternativas apresentam diversos atributos e restrições. Os modelos probabilísticos são mais adequados para o tratamento de situações específicas, pois incorporam os riscos e incertezas associados aos dados e resultados do problema. Os modelos estocásticos envolvem processos e funções temporais aleatórias. Nos modelos estáticos, o comportamento do problema ao longo do tempo é ignorado, enquanto os modelos dinâmicos ou pseudodinâmicos representam no tempo a sequência em que ocorrem as mudanças no sistema de interesse.

Um modelo de decisão para gestão do portfólio de projetos deve ser desenvolvido em torno do contexto e das peculiaridades de cada empresa, incorporando aspectos essenciais do seu processo de planejamento estratégico. É necessária a compreensão da forma como os projetos são propostos, e de como a empresa toma suas decisões. Para

tanto, é necessária a participação dos agentes desses processos na definição do modelo. A concepção dos modelos descritos na literatura acadêmica difere em relação ao tipo de atividade da empresa. Nos setores intensivos em equipamentos e instalações, como a distribuição de energia elétrica, os modelos devem avaliar os projetos em função dos seus impactos no desempenho operacional dos ativos.

A gestão do portfólio envolve decisões complexas e de grande impacto no desempenho futuro das empresas. Essa realidade cria um desafio para a construção de um modelo analítico capaz de captar os aspectos críticos e tratar os múltiplos critérios que envolvem o problema decisório, de forma a proporcionar soluções pertinentes e melhorar a qualidade das decisões. A construção de um modelo de decisão para gestão do portfólio de projetos requer os seguintes passos (adaptado de KEENEY e RAIFFA, 1993; MARTIN e MERKHOFFER, 2003):

- 1) Identificação dos proponentes dos projetos e dos decisores;
- 2) Definição dos objetivos e restrições do problema decisório;
- 3) Estabelecimento dos critérios e métricas para avaliação do valor dos projetos;
- 4) Escolha do método analítico para a priorização dos projetos e composição do portfólio;
- 5) Determinação das técnicas de elicitação e agregação do conhecimento dos decisores;
- 6) Definição de um processo de análise da sensibilidade;
- 7) Implantação da ferramenta computacional;
- 8) Verificação da adequação do modelo de decisão;

O processo tem início na identificação dos proponentes dos projetos e dos agentes decisores, para que se possam obter as informações que direcionarão a construção do modelo. Com base nessas informações, os objetivos do problema decisório devem ser identificados e associados às metas estratégicas da empresa. As restrições envolvem a disponibilidade orçamentária, relações de excludência ou condicionamento entre projetos, parâmetros máximos e mínimos, etc. Os critérios para avaliação do valor são identificados em função dos objetivos e devem mensurar os custos e benefícios dos projetos. Eles podem estar associados a diversos aspectos, como o resultado financeiro da empresa, qualidade dos produtos e serviços, condições operacionais e produtivas, atendimento do mercado, satisfação dos consumidores, conformidade técnica e regulatória, capacidade tecnológica, nível de risco, etc. As métricas devem ser

escalas apropriadas para a mensuração ou julgamento do impacto dos projetos em cada critério de avaliação do valor.

Zeleny (1998) afirma que a tomada de decisão está baseada no conceito de otimalidade, onde diversos critérios caracterizam a noção de melhor alternativa. Essa noção envolve a obtenção de soluções de compromisso, pois a melhoria em um critério pode implicar a degradação de outros. Nesses problemas, a procura pelas soluções de compromisso requer alguma forma de avaliação da compensação entre os múltiplos critérios. A escolha do método analítico para a priorização dos projetos e composição do portfólio é o ponto crítico na construção do modelo de decisão, pois determina a forma de negociação dos critérios em relação aos objetivos para determinação do valor global de cada alternativa. Podem ser usados métodos de pontuação, funções de valor, análise multicritério, programação matemática, métodos heurísticos, dentre outros (Seção 3.4).

As técnicas de elicitação do conhecimento devem estar associadas ao método analítico adotado, pois definem a forma de obtenção dos julgamentos das preferências dos decisores e de determinação dos fatores de ponderação para agregação do desempenho das alternativas em cada critério. O processo de análise de sensibilidade deve permitir a verificação da robustez do portfólio em função da variação dos parâmetros adotados no modelo. A implantação do modelo em uma ferramenta computacional viabiliza uma análise formal e sistemática dos projetos e dos portfólios. A verificação da adequação do modelo assegura que ele é capaz de obter soluções pertinentes e de fornecer informações para fundamentar a tomada de decisão.

A gestão do portfólio depende muito da qualidade do modelo de decisão adotado na construção da ferramenta computacional. Segundo Merkhofer (2009), a adequação do modelo pode ser verificada através dos requisitos de precisão, robustez lógica, abrangência, praticidade, eficácia e aceitação. A precisão do modelo está relacionada a sua capacidade de produzir resultados corretos por meio de análises confiáveis e não tendenciosas a interesses ou condições particulares. A avaliação da precisão do modelo geralmente é feita por meio de estudos de caso ou testes-piloto, quando possíveis. A robustez lógica do modelo é função do grau em que ele pode ser explicado e justificado por teorias científicas e axiomas⁷ comprováveis ou aceitáveis. Se o modelo é

⁷ Os axiomas (ou postulados) são regras de inferência (sentenças ou proposições) fundamentadas em hipóteses, evidências ou considerações sobre um determinado

logicamente robusto, maior credibilidade pode ser conferida aos seus resultados. A abrangência está relacionada à capacidade do modelo em julgar todas as considerações e critérios relevantes do problema abordado. A análise de sensibilidade é uma forma de avaliar a abrangência, pois permite verificar como variações sutis nos parâmetros do modelo afetam o comportamento e a atratividade das soluções. Um modelo prático deve ser compreensível, manipular os dados disponíveis, utilizar os recursos computacionais adequados e permitir sua aplicação em tempo hábil. A eficácia indica a adaptabilidade do modelo ao processo decisório da empresa e a capacidade de atingir os objetivos que motivam sua utilização. Um modelo aceitável é apropriado aos seus usuários e compatível com a cultura e os processos correntes da empresa. Uma forma de melhorar a aceitação é a participação dos agentes da empresa no desenvolvimento do modelo.

Um modelo que atenda a tais requisitos pode melhorar o processo decisório, pois iguala a disputa pelos recursos e reduz a subjetividade das decisões, provendo regras claras e consistentes para avaliar os projetos em sintonia com as metas e políticas da empresa. Dessa forma, o modelo reduz os erros, tendências e inconsistências dos julgamentos dos decisores. A análise de sensibilidade contribui na verificação da robustez das soluções, reduzindo questões controversas e promovendo o consenso na escolha da melhor alternativa. O modelo permite fundamentar a tomada de decisão, fornecendo argumentos para justificar os custos dos projetos em função do valor que agregam ao portfólio,

3.3.1 Modelo de decisão em dois níveis

Uma estrutura usual de modelo de decisão para a priorização de projetos é composta por dois níveis integrados, como ilustra a Figura 3. O primeiro nível é composto por um modelo de simulação, capaz de auxiliar na proposição dos projetos e de prever os impactos possíveis, com base nas características dos seus atributos e no grau com que estes atendem aos objetivos. Um modelo de simulação pode, por exemplo, identificar alternativas para melhorar o desempenho operacional e a qualidade dos produtos ou serviços, assim como reduzir os custos, aumentar a receita ou provocar outros impactos importantes para o sistema de interesse. Pode também ser desejável a utilização de um modelo de simulação que permita uma descrição das incertezas e riscos associados aos projetos. O segundo nível é composto por um modelo de

valor. Esse modelo deve ser capaz de traduzir os impactos dos projetos, previamente determinados pelo modelo de simulação, em atributos de desempenho que permitam determinar o valor do portfólio. O modelo de valor deve considerar a importância relativa dos atributos dos projetos em relação aos objetivos financeiros e não financeiros do portfólio corporativo, segundo a disponibilidade orçamentária e a disposição da empresa em aceitar os riscos. Como há uma tendência natural de postergar despesas e antecipar receitas, as características temporais dos atributos dos projetos também devem ser tratadas pelo modelo de valor.

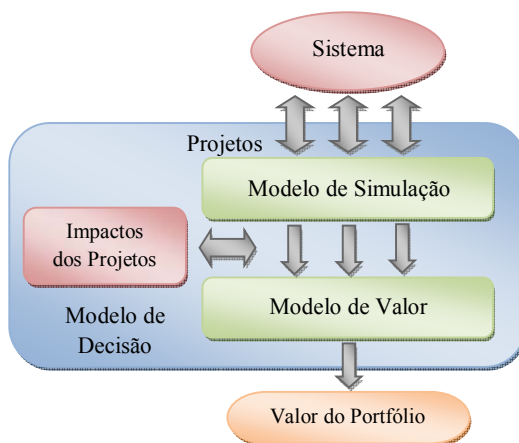


Figura 3 - Modelo de decisão em dois níveis (Adaptado: Merkhofer, 2009).

A grande vantagem dessa estrutura é assegurar que os agentes especializados da empresa possam contribuir apropriadamente na construção do modelo de decisão, de acordo com suas áreas de conhecimento, funções e responsabilidades. Os agentes da área técnica podem assegurar que o modelo de simulação capte a compreensão sobre como e quais projetos devem ser propostos, e determinar de que forma e o quanto eles podem afetar o desempenho do sistema de interesse. Por outro lado, os agentes decisores podem definir os critérios e métricas adequados para avaliar os atributos de custos e benefícios dos projetos e fazer os julgamentos necessários para especificar os parâmetros do modelo de valor. Dessa forma, o modelo de decisão é capaz de auxiliar na obtenção de um portfólio de projetos baseado na realidade do sistema de interesse e alinhado às políticas e metas estratégicas da empresa.

A estrutura do modelo de decisão em dois níveis é particularmente útil para tratar o problema de planejamento da expansão

dos sistemas de distribuição. O processo de planejamento da distribuição faz uso de modelos de simulação para análise do comportamento do sistema frente ao crescimento da demanda, segundo diversos critérios técnico-operacionais. Esses modelos auxiliam na proposição de um elenco de projetos para expansão e melhoria da infraestrutura de distribuição e permitem estimar os impactos dessas alternativas no desempenho do sistema. Esses dados são utilizados para alimentar o modelo de valor que, por sua vez, determina a contribuição local de cada projeto para o valor global do portfólio corporativo. O modelo de valor faz uso dessas informações para priorizar os projetos e obter um conjunto de portfólios eficientes, dentre os quais os decisores podem escolher a melhor alternativa para a tomada de decisão.

3.4 MÉTODOS PARA PRIORIZAÇÃO DE PROJETOS

O problema de priorização é decorrente da existência de um número maior de projetos do que o volume de recursos disponíveis para executá-los. Nesses casos, a avaliação individual dos projetos provavelmente não assegurará o uso mais eficiente dos recursos disponíveis e nem proporcionará o melhor retorno dos investimentos (KABLI, 2009). Basicamente, há quatro diferentes abordagens para os métodos de priorização dos projetos: financeira, julgamento humano, aprendizagem e valor.

A abordagem financeira envolve diversos métodos para análise dos custos e benefícios dos projetos em termos monetários. Porém, os resultados são muito dependentes dos valores adotados, muitas vezes estimados, especialmente para os atributos difíceis de serem quantificados em termos financeiros. A abordagem do julgamento humano busca superar algumas deficiências das abordagens financeiras, incluindo o conhecimento e o julgamento das pessoas envolvidas na avaliação dos projetos. Embora tenha um forte viés subjetivo, essa abordagem permite o tratamento simplificado e simultâneo tanto dos atributos financeiros como não financeiros. A abordagem da aprendizagem é baseada na análise dos projetos em relação a experiências adquiridas anteriormente, considerando as mudanças no ambiente econômico e de mercado. Essa abordagem permite combinar informações quantitativas e subjetivas para avaliar os projetos.

A abordagem de valor envolve uma análise técnica e econômica dos critérios relacionados à função e ao custo dos projetos (HUANG, ZHOU e QUI, 2005). Os critérios de função representam o grau em que certa demanda pode ser satisfeita por um projeto, como os benefícios

financeiros, efeito no mercado, desempenho operacional, nível de qualidade, desenvolvimento tecnológico, etc. Os critérios de custos podem envolver os investimentos, despesas operacionais e riscos para realizar as funções do projeto. Na abordagem de valor, os projetos podem ser avaliados por um conjunto de critérios financeiros e não financeiros, tanto quantitativos como qualitativos, os quais são mensurados por métricas apropriadas ou por julgamentos baseados no conhecimento e na experiência dos decisores.

Há vários métodos descritos na literatura para priorização de projetos, desde os que se baseiam em julgamentos subjetivos até aqueles apoiados por técnicas matemáticas bem formalizadas. A maioria adota algum procedimento para ordenar ou pontuar os projetos em função de um conjunto de critérios. Nesses métodos, o portfólio é composto pelos projetos que obtêm as melhores colocações no ranque, segundo a disponibilidade orçamentária. No entanto, esse processo não assegura que o portfólio represente uma solução ótima. Além disso, os métodos usualmente adotados são muito dependentes de julgamentos subjetivos e podem levar a resultados onde os grandes projetos são prioritários, em detrimento dos menores. A natureza estratégica da análise multicritério (KEENEY e RAIFFA, 1993) auxilia na construção de modelos para tratar os impasses e dilemas comuns nos problemas decisórios, por meio da estruturação e agregação das preferências do decisor. Os modelos multicritérios permitem tratar os fatores quantitativos e subjetivos envolvidos na seleção dos projetos (LOPES e ALMEIDA, 2008).

A necessidade de otimização do portfólio tem origem no fato que os projetos nem sempre podem ser considerados isoladamente, pois requerem o compartilhamento dos recursos disponíveis. Os métodos baseados na otimização do portfólio buscam um equilíbrio entre os custos e benefícios globais do conjunto de projetos priorizados, levando em consideração determinados critérios e a disponibilidade orçamentária (LEVINE, 2005). Para considerar diferentes critérios de avaliação dos projetos, tais métodos geralmente fazem uso de técnicas de otimização mono-objetivo baseadas em uma função ponderada. Alguns métodos avaliam os projetos em função da dominância das alternativas, segundo os critérios de otimalidade de Pareto (Seção 4.1.1). Essa abordagem envolve métodos de otimização multiobjetivo e permite o tratamento simultâneo de quaisquer tipos de critérios, inclusive conflitantes entre si.

Há métodos mais sofisticados que adotam uma abordagem híbrida em duas fases. A primeira avalia e seleciona os projetos para compor um conjunto de alternativas de portfólios ótimos. Nessa fase, os melhores métodos adotam alguma técnica eficiente de otimização

multiobjetivo, para tratar simultaneamente os diversos critérios de avaliação dos projetos e as restrições do problema. Na segunda fase, os portfólios são submetidos a algum método de ordenação, pontuação ou análise multicritério para auxiliar na seleção da melhor alternativa.

Outra classificação divide os métodos de priorização de projetos pelo tipo de modelo adotado (HEIDENBERGER e STUMMER, 1999). Os principais tipos são os modelos de pontuação, econômicos, de simulação, cognitivos, técnicas de decisão em grupo, programação matemática, algoritmos heurísticos e análise da decisão. Os modelos *Ad Hoc* geralmente não se enquadram nas categorias anteriores, pois são descritos como de natureza altamente pragmática, sendo usados para aplicações específicas. O número de métodos disponíveis para seleção de projetos e suas aplicações encontradas na literatura refletem a relevância do tema. Em um estudo comparativo, Martino (1995) conclui que os métodos de programação matemática, as técnicas de análise da decisão e os modelos de simulação geralmente apresentam o melhor desempenho. No entanto, a escolha dos métodos a serem adotados não é conclusiva e depende das características particulares de cada problema. As principais deficiências de alguns métodos estão relacionadas à (MARTINO, 1995; STUMMER e HEIDENBERGER, 2003):

- Consideração dos múltiplos critérios, especialmente os não financeiros e qualitativos;
- Mensuração da contribuição de valor dos projetos e uso dos recursos disponíveis;
- Tratamento das características dos aspectos variantes no tempo;
- Elicitação e agregação do conhecimento especialista e das preferências dos decisores;
- Incorporação dos riscos e incertezas;
- Alinhamento do portfólio à estratégia de negócio da empresa.
- Compreensão e utilização dos modelos por parte dos decisores

A literatura não oferece uma abordagem completa que permita tratar desde a proposição dos projetos até a seleção do portfólio, ou uma forma consistente de integrar a avaliação dos projetos com a otimização do portfólio em um modelo analítico adequado ao estilo de tomada de decisão das empresas e alinhado aos seus objetivos estratégicos. Esse ainda é um campo potencial para a pesquisa acadêmica.

3.4.1 Modelos de pontuação

A maioria dos métodos disponíveis para priorização de projetos permite que o usuário defina uma métrica para ordenar os projetos

(*Project Ranking*), geralmente baseada em pontuações (*Scoring Methods*). Muitos modelos de pontuação envolvem uma formulação matemática ou expressão algébrica que relaciona os critérios de decisão (quantitativos e qualitativos) tidos como importantes, que produz uma medida de benefício global para cada projeto considerado. Os decisores devem determinar o mérito dos projetos em relação a cada critério. A pontuação global de cada projeto geralmente é obtida por uma função de agregação ponderada, onde cada critério recebe um peso para refletir a sua importância em relação aos demais. Em seguida, os projetos são ranqueados pela pontuação. Outros modelos adotam uma escala de pontuação para avaliar uma lista de critérios associados aos projetos. As pontuações, determinadas por julgamentos dos decisores, são multiplicadas pelos pesos dos critérios e somadas para obter uma medida de atratividade para cada projeto.

Simples e intuitivas, as técnicas de ordenação podem ser utilizadas nos problemas de pequeno porte, quando os projetos forem independentes e houver apenas uma restrição orçamentária. Entretanto, como elas são baseadas no julgamento subjetivo dos critérios, podem conduzir a resultados onde os grandes projetos quase sempre são priorizados, em detrimento dos menores. A ordenação por pontuações é adequada para comparar alternativas mais homogêneas e onde haja a necessidade de engajar os decisores no processo. Projetos podem ser adicionados ou excluídos sem afetar as pontuações. Esses modelos permitem tratar estimativas de critérios quantitativos e qualitativos. Porém, um dos problemas no tratamento de critérios mistos é a dificuldade na obtenção das pontuações. Outra questão importante é a necessidade de independência entre os critérios (Seção 5.6.3). Apesar de sua popularidade, os resultados dos métodos de pontuação são muito dependentes dos fatores de ponderação e das preferências subjetivas do decisor, onde um único julgamento equivocado provoca erros mais significativos do que nos métodos comparativos (KABLI, 2009). Nos modelos de pontuação, os projetos são ranqueados e selecionados até que o orçamento disponibilizado seja esgotado, mas o portfólio obtido não representa uma solução otimizada.

3.4.2 Modelos econômicos

Os modelos econômicos tratam a seleção do portfólio de forma similar às decisões de investimentos financeiros convencionais. A análise econômica é baseada nas alterações no fluxo de caixa dos custos e benefícios financeiros resultantes de cada projeto. Projetos que melhoram o fluxo de caixa aumentam a saúde financeira da empresa e

agregam valor ao portfólio. Os custos e benefícios financeiros de um projeto podem ocorrer em um período extenso e não somente em um único momento. Por essa razão, a análise financeira deve considerar os efeitos futuros de decisões presentes, de forma a considerar o valor do dinheiro no tempo, o qual é principalmente influenciado pela taxa de juros, inflação e riscos (MAHMOODZADEH *et al.*, 2007). Há quatro métodos principais para comparação das alternativas de investimentos: valor presente líquido, taxa de retorno, relação benefício-custo e período de retorno (HUMPHREYS, 2005).

O valor presente líquido (VPL) é a quantidade monetária atual que incrementará a saúde financeira da empresa se o projeto for executado. Seu cálculo considera o valor monetário no tempo, em função de uma taxa de desconto ou atratividade do capital. No método VPL, os custos e benefícios financeiros, associados a cada projeto, são todos convertidos a uma soma algébrica de valores presentes, onde a melhor alternativa é aquela que apresenta o maior montante líquido para o período analisado. O VPL é a técnica de avaliação financeira mais utilizada, pois fornece um valor para ordenar os projetos e permite uma correta sinalização para a tomada de decisão (HUMPHREYS, 2005; MERKHOFFER, 2009). As vantagens são a simplicidade de cálculo, a consideração do valor do dinheiro no tempo e a possibilidade de consideração de taxas de juros variáveis no período de análise. Entretanto, sua principal deficiência está na dificuldade de estimação correta dos valores financeiros para os atributos dos projetos e na definição da taxa de atratividade (MAHMOODZADEH, 2007).

A taxa interna de retorno (*Internal Rate of Return*) é aquela na qual todos os custos somados poderiam ser pagos pelo retorno financeiro do projeto, sem que a empresa necessite fazer nenhum fluxo de caixa adicional. Ou seja, a taxa interna de retorno é a taxa de juros para a qual o valor presente líquido de um fluxo de caixa é nulo. O método da taxa interna de retorno é útil para comparações com outras opções de investimentos. No entanto, a determinação da taxa interna de retorno não é uma tarefa trivial e o método não mede a contribuição de valor do projeto para a empresa (HUMPHREYS, 2005).

O método do período de retorno (*Pay Back Period*) é uma medida do tempo necessário para recuperação do investimento inicial, onde o custo do capital investido é comparado com a receita anual líquida prevista. O uso desse método como uma regra para seleção de projetos indica que devem ser aceitas as alternativas com tempo de retorno menor que um determinado período. As vantagens desse método são a sua simplicidade e o foco na liquidez dos investimentos. Entretanto, o

método não considera o fluxo de caixa das alternativas após o período de retorno, o critério de aceitação (ou rejeição) é arbitrário e, especialmente, tende a evitar projetos de longo prazo (SALCHI, 2008). Segundo Humphreys (2005), o período de retorno é um método pouco confiável e não recomendável para selecionar projetos, podendo ser útil como uma medida complementar ao método do valor presente líquido e para auxiliar na consideração dos riscos.

O método de análise dos benefícios em relação aos custos (*Benefit to Cost Analysis*) é uma técnica de ordenação prática e bastante difundida, pois invoca uma lógica persuasiva: a execução de um projeto somente é válida se os benefícios superam os custos. Não havendo projetos interdependentes ou excludentes, essa abordagem permite uma solução razoável. Os projetos são ordenados pela relação decrescente dos benefícios sobre os custos e, em seguida, são selecionados para o portfólio até que a disponibilidade financeira seja esgotada. Como o portfólio não é otimizado e o custo total deve respeitar o limite orçamentário, alguma sobra pode ocorrer. Embora não garanta uma solução ótima, quando houver muitos projetos, onde os de maior custo representem uma pequena fração do orçamento disponível, o resultado do ordenamento pode ser satisfatório (MERKHOFFER, 2005).

Os modelos econômicos tratam a seleção dos projetos para o portfólio como um problema puramente financeiro. Seu ponto crítico é o fato de ignorar, ou não avaliar adequadamente, os benefícios não financeiros ou questões intangíveis dos projetos. Se alguns benefícios importantes forem omitidos no equacionamento do problema, seus resultados podem demonstrar que os benefícios contabilizados não são suficientes para justificar os seus custos. Portanto, todos os critérios, mesmo os não financeiros, devem ser expressos em termos monetários, o que geralmente não é uma tarefa trivial (KABLI, 2009). Essa metodologia também pressupõe que a disposição para investir é função da disponibilidade de recursos. Porém, a limitação de recursos não significa que os impactos dos projetos sejam de pouca importância. A análise dos benefícios sobre os custos é mais adequada às situações onde a subestimação de alguns benefícios provavelmente não causará decisões equivocadas, conclui Merkhofer (2005).

3.4.3 Modelos de simulação

Os modelos de simulação são usados para representar sistemas reais quando os projetos oferecem diferentes alternativas para atingir os objetivos ou apresentam resultados cujas probabilidades podem ser determinadas. Esses modelos também podem ser adotados quando os

dados requeridos não estão disponíveis ou não podem ser obtidos e quando testes reais são inapropriados, muito caros ou demorados. O processo de simulação é executado um número suficiente de vezes, de forma a assegurar que os resultados sejam estatisticamente válidos, os quais representam uma estimativa da probabilidade de ocorrência dos diferentes resultados. No contexto da seleção de projetos, a Simulação de Monte Carlo, por exemplo, faz uso de números aleatórios, gerados a partir de distribuições de probabilidade, para fornecer informações sobre a dispersão dos valores em torno da média de uma função-benefício, como a taxa esperada de retorno (MARTINO, 1995).

3.4.4 Técnicas de decisão em grupo

As técnicas de decisão em grupo envolvem a aquisição e a combinação do conhecimento e o julgamento dos especialistas de diferentes áreas. Elas podem ser vistas como uma ferramenta para investigação e obtenção dos dados necessários para modelos mais complexos. Uma das técnicas de decisão em grupo mais utilizadas é o método *Delphi*, cuja proposta é a elicitación de julgamentos, observações e expectativas do grupo de especialistas para determinar os objetivos, organizar os projetos e avaliá-los (KHORRAMSHAHGOL, AZANI e GOUSTY, 1988). As técnicas de decisão em grupo, assim como os métodos de ordenação, não garantem o atendimento das diferentes restrições da decisão. Além disso, não há uma forma clara para maximizar o benefício na seleção do portfólio (KABLI, 2009).

3.4.5 Modelos Cognitivos

Os métodos anteriormente descritos tentam decompor o problema decisório em componentes que possam ser analisados e julgados separadamente, onde a combinação das análises e julgamentos permite uma avaliação global das alternativas. A modelagem cognitiva opera de forma oposta, pois a análise é feita para as decisões globais, de forma que os componentes que levam a elas sejam determinados. O processo de construção do modelo de decisão é baseado na experiência adquirida pelos decisores (HALL e NAUDA, 1990). A análise cognitiva permite calibrar um modelo a partir de um número limitado de casos, e estender os resultados a um conjunto maior. Os modelos cognitivos necessitam dados de especialistas os quais podem não existir ou não estarem disponíveis na empresa. Esses modelos são mais apropriados para decisões táticas e operacionais do que para decisões estratégicas, como a determinação do portfólio (KABLI, 2009).

3.4.6 Programação matemática

Do ponto de vista analítico, os modelos de programação matemática tentam identificar um ponto extremo ótimo (máximo ou mínimo) de uma função-objetivo, de forma a satisfazer um conjunto de restrições. A programação matemática é uma ferramenta de otimização que permite a racionalização de muitas decisões tecnológicas ou gerenciais. Um fator importante que permite sua aplicação em várias áreas é a facilidade de implementação computacional dos modelos analíticos em algoritmos que permitam soluções rápidas e sistemáticas. Os modelos de programação matemática são basicamente classificados em lineares, não lineares, inteiros, binários, mistos e dinâmicos.

A programação linear é usada nos casos onde tanto a função-objetivo como as restrições do problema sejam lineares. O algoritmo *Simplex* para modelos de programação linear é uma ferramenta rápida e poderosa para problemas de grande porte e que envolvam muitas variáveis. Ele busca melhorar progressivamente uma série de tentativas de soluções, até que alguma satisfaça as condições de otimalidade. Entretanto, como em qualquer modelagem, a programação linear requer um bom conhecimento dos requisitos do problema e uma interpretação pertinente das soluções analíticas (KABLI, 2009). Os modelos de programação linear são muito usados na seleção de projetos e otimização do portfólio. Eles buscam maximizar uma função-objetivo linear que representa os benefícios de um conjunto de projetos, sujeita à limitação de recursos. Nesses modelos, tanto os benefícios esperados como a utilização dos recursos disponíveis são assumidos como linearmente dependentes do porte do projeto. Stummer e Heidenberger (2003) propõem um modelo de programação linear para auxílio à decisão, onde os portfólios mais atrativos são obtidos considerando várias interdependências entre os projetos, intervalos de tempo, requisitos lógicos e estratégicos, além das restrições de recursos.

No entanto, a adoção da linearidade nem sempre é válida, pois muitos problemas reais apresentam uma natureza não linear. Nesses casos, os modelos de programação matemática não linear podem ser úteis. Alguns problemas de programação não linear são convertidos em programação linear usando-se uma função linear por partes. Em muitos casos, as variáveis de decisão assumem uma natureza inteira, pois devem representar critérios de decisão que representem selecionar (ou não) uma quantidade inteira de cada alternativa. Para esse tipo de problema são usados os modelos de programação inteira. Já os modelos de programação binária são usados nos casos em que cada projeto pode

ser selecionado uma única vez e onde as variáveis de decisão devem ser binárias. Quando o problema envolver variáveis contínuas e discretas, o modelo é formulado por meio da programação inteira mista.

A técnica de *Goal Programming* é usada nos problemas que envolvam múltiplos critérios, pois busca deixar o decisor o mais próximo possível das suas metas, onde as preferências relativas são refletidas por pesos cardinais (KABLI, 2009). Embora adote um conceito similar à programação linear, em função de suas características e pelo uso de fatores de ponderação, a *Goal Programming* está mais próxima das técnicas de decisão multicritério do que propriamente da programação matemática (KHORRAMSHAHGOL, AZANI e GOUSTY, 1988). A programação dinâmica é uma técnica que também pode ser usada para resolver o problema de composição dos portfólios de projetos onde o critério de decisão seja de natureza mista. Ela permite obter as soluções operando de forma reversa e dividindo o problema em uma série de subproblemas menores, mais facilmente tratáveis.

Nos problemas onde os dados de entrada, objetivos e restrições são definidos em termos muito amplos ou genéricos (como alto, médio, adequado ou baixo, por exemplo), os modelos difusos (*fuzzy*) podem ser utilizados para tratar tais incertezas. Weber *et al.* (1990) propuseram um modelo *fuzzy* para situações onde o decisor fique satisfeito com um determinado nível para a função-objetivo, mesmo que não seja necessariamente o máximo e onde não é necessário que todas as restrições sejam satisfeitas, pois é tolerado um certo grau de violação.

Os modelos de programação matemática são adequados aos problemas convencionais ou que necessitem de uma análise mais individualizada, sendo muito usados para alocação de instalações, equipamentos e serviços (JAYARAMAN, GUPTA e PIRKUL, 2003; (LOPES e ALMEIDA, 2008). Porém, ainda há um distanciamento entre o que os métodos exatos de programação matemática podem oferecer e o que os decisores desejam adotar no processo de seleção dos projetos para composição do portfólio, afirma Kabli (2009). Muitas vezes os decisores têm dificuldades em entenderem os métodos de programação matemática e não adquirem confiança nos seus resultados. Nesses casos, é importante incorporar o conhecimento especialista e adotar os julgamentos e preferências dos decisores na determinação do portfólio.

3.4.7 Algoritmos heurísticos

Os métodos considerados “não exatos” ou “aproximados” são uma opção válida para a otimização dos modelos de programação inteira e têm sido amplamente adotados em muitos problemas combinatórios

reais e de grande porte, dentre os quais se destacam os algoritmos heurísticos. Baseados em regras e informações específicas sobre o domínio do problema, os algoritmos heurísticos permitem melhorar a eficiência do processo de busca das soluções. Embora não garantam a obtenção de uma solução ótima, esses algoritmos apresentam uma boa relação de compromisso entre a qualidade da solução encontrada e o esforço computacional requerido. Muitos pesquisadores e decisores têm preferido os métodos de otimização heurística, cujo uso tem sido frequentemente descrito na literatura, pois proporcionam uma abordagem mais realista e uma modelagem simplificada, onde são consideradas as interações entre os diversos aspectos do problema (COELLO COELLO, 2006; HEIDENBERGER e STUMMER, 1999; KABLI, 2009; KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009). Os principais métodos de otimização heurística, especialmente os algoritmos genéticos multiobjetivos, são discutidos no Capítulo 4.

3.4.8 Análise da decisão

O objetivo principal da análise da decisão é obter informações e gerar conhecimento sobre os projetos disponíveis, tal que os decisores tenham elementos suficientes para formar a sua convicção a respeito da escolha das melhores alternativas. A análise da decisão permite avaliar quaisquer tipos de critérios, tanto quantitativos como qualitativos. Na priorização de projetos, a análise da decisão faz uso de modelos de valor, onde é expressa a disposição para negociar os vários aspectos desejados e não desejados. Nesses modelos, o termo valor remete ao conceito econômico, indicando um grau de desejo ou de proveito, em relação aos objetivos da decisão (KEENEY e RAIFFA, 1993).

Nos métodos de análise multicritério, o problema geralmente é decomposto e estruturado na forma de uma estrutura hierárquica ou árvore de critérios, os quais são associados aos objetivos da decisão. O desempenho local dos projetos em cada critério é avaliado por meio de métricas apropriadas ou julgamentos dos decisores, em termos do quanto satisfazem os objetivos. Em seguida, os desempenhos locais são agregados por uma função ponderada para obtenção de uma medida de atratividade de cada projeto. Os fatores de ponderação representam a importância relativa dos critérios e são obtidos segundo as preferências dos decisores. A medida de atratividade é usada para ordenar os projetos e obter uma lista de prioridades para compor o portfólio. Análises de sensibilidade permitem verificar a robustez da atratividade das alternativas frente a variações nos desempenhos locais e nos pesos dos critérios. No entanto, a análise multicritério, assim como os métodos de

ordenação, são dependentes dos julgamentos das preferências dos decisores e não permitem a otimização do portfólio de projetos.

Os modelos de análise da decisão são muito úteis para auxiliar na escolha da melhor alternativa. Eles permitem combinar dados brutos (obtidos diretamente em campo, processados estatisticamente ou em pesquisas de avaliação), com dados mais refinados, obtidos por meio de julgamentos e percepções críticas, que somente o pessoal técnico dispõe. Um modelo bem construído auxilia os decisores dando formato, direção e rigor aos processos decisórios complexos. É um meio conveniente para gerar conhecimento, documentar considerações, fazer análises de sensibilidade e obter resultados, observam Martin e Merkhofer (2003). Alguns métodos para análise da decisão são matematicamente sólidos e podem prover soluções de boa qualidade. Embora o princípio seja o mesmo, cada método adota diferentes tratamentos para obtenção dos desempenhos locais, dos fatores de ponderação e para a agregação dos julgamentos e preferências dos decisores. Os principais métodos multicritério para apoio à decisão são discutidos no Capítulo 5.

3.5 OTIMIZAÇÃO DO PORTFÓLIO DE PROJETOS

Vários projetos importantes são propostos por indivíduos, grupos, setores ou unidades de uma empresa, os quais demandam partes do orçamento disponível para seu custeio. Para dar suporte metodológico às decisões de custeio, as empresas aplicam algum processo de seleção dos projetos, seja de maneira formal ou informal. O portfólio da empresa é composto pelo conjunto de projetos com o maior grau de prioridade. Os restantes não são custeados, sendo eliminados ou postergados para análise em períodos de planejamento subsequentes. A avaliação dos projetos requer conhecimento especializado. Os decisores devem contar com o auxílio dos proponentes para obter as informações técnicas sobre as necessidades que cada projeto atende e a forma de mensurar o grau com que as satisfará. Como cada projeto apresenta custos e benefícios específicos, o processo de priorização requer uma complexa comparação entre diversos critérios, muitas vezes conflitantes entre si.

A alocação cronológica dos projetos ao longo do horizonte de planejamento tem impactos nos custos e nos benefícios proporcionados. Embora haja uma tendência natural de adiar os investimentos, a postergação de alguns projetos pode aumentar os custos e reduzir a eficiência dos processos da empresa. A existência de projetos interdependentes pode dificultar (ou impossibilitar) o estabelecimento das prioridades. Se houver uma quantidade significativa de projetos e de

critérios de avaliação, a determinação do melhor portfólio torna-se um problema combinatório complexo e de grande porte. Nesses casos, os métodos usuais para composição do portfólio, baseados no conjunto de projetos ordenados por um indicador de atratividade e limitado pela disponibilidade orçamentária, não garantem uma solução ótima. Portanto, é necessário um modelo que permita tratar esses aspectos do problema de decisão e que adote uma técnica eficiente para otimização do conjunto de projetos selecionados para o portfólio.

3.5.1 Modelo matemático básico

O objetivo de um modelo para otimização do portfólio é a seleção de um conjunto particular de projetos prioritários que proporcionem o maior benefício possível para a empresa e que possam ser custeados pelo orçamento disponível. Um modelo matemático básico para otimização do portfólio considera uma dada quantidade m de projetos disponíveis e independentes⁸. Seja uma variável de decisão binária x_i ($i = 1, 2, \dots, m$) que representa os projetos aceitos (1) ou rejeitados (0) na composição do portfólio. Seja b_i o valor do benefício proporcionado pelo i -ésimo projeto, c_i o seu custo e C o orçamento total disponível. O objetivo do problema de otimização é selecionar o conjunto de projetos com um custo total menor ou igual a C , tal que produza o maior valor possível para o benefício total do portfólio. Matematicamente, o problema de otimização do portfólio de projetos pode ser expresso por um modelo de programação inteira binária, expresso por:

$$\begin{aligned} \text{Maximizar: } & \left\{ \sum_{i=1}^m b_i x_i ; \right. \\ \text{Sujeito a: } & \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^m c_i x_i \leq C ; \\ x_i = [0; 1], \forall i = [1, 2, \dots, m]. \end{array} \right. \end{aligned} \quad 3.1$$

Embora esse modelo para otimização do portfólio seja simples, ele pode ser expandido para tratar diversos aspectos e particularidades dos problemas reais. Ele pode ser usado para analisar projetos cujos custos e benefícios sejam distribuídos ao longo do tempo, tratar os custos devidos à postergação ou à não execução dos projetos, considerar projetos interdependentes, condicionados e mutuamente excludentes,

⁸ Projetos independentes são aqueles cujos custos e benefícios não dependem da combinação de projetos selecionada.

incluir restrições de orçamento variáveis no tempo, entre outras questões (MERKHOFFER, 2002). A seleção de projetos sujeitos a incertezas também pode ser tratada pelo modelo básico, desde que o princípio da maximização do benefício líquido seja respeitado, ou seja, os recursos devem ser alocados onde os benefícios superem os custos. A minimização das perdas potenciais também pode ser considerada pelo uso do critério minimax. A decisão pode ser baseada na maximização do benefício líquido, na minimização da dependência ou na robustez da solução, ou seja, a melhor entre as piores retribuições (MEZEY, 2004). Além disso, os benefícios considerados não necessitam ser grandezas monetárias, desde que sejam mensuráveis por uma métrica comum.

3.5.2 Tratamento multiobjetivo

O modelo matemático básico também pode ser expandido para o tratamento de problemas que envolvam múltiplos objetivos e restrições. Para esses casos há duas abordagens principais. Na primeira, o problema de otimização multiobjetivo é convertido em um problema mono-objetivo, onde as funções-objetivos são agregadas em uma combinação linear ponderada. Nesse caso, os fatores de ponderação representam o grau de importância relativa de cada função-objetivo e devem ser determinados *a priori*. Na segunda abordagem, os objetivos são otimizados simultaneamente por alguma técnica apropriada de otimização multiobjetivo. Nesse caso, em vez de uma única solução ótima, o resultado da otimização é um conjunto de soluções de compromisso, negociadas entre todos os objetivos do problema. Os processos de otimização multiobjetivo são discutidos no Capítulo 4.

3.5.3 Benefícios distribuídos no tempo

A Equação 3.1 assume que os benefícios dos projetos são obtidos no período corrente. Entretanto, o modelo pode ser estendido aos casos onde os projetos possam prover benefícios distribuídos em períodos de tempo futuros. Para tanto, define-se o benefício corrente de cada projeto como sendo o valor presente dos seus benefícios futuros. O horizonte de tempo para estimação dos benefícios dos projetos pode ser a duração na qual se espera que os benefícios sejam obtidos. No caso de um projeto proporcionar um novo bem físico, por exemplo, o horizonte de tempo pode ser a sua vida útil.

3.5.4 Custos futuros de um projeto

Em alguns casos, a execução de um projeto em um dado período de planejamento impõe à empresa a custos futuros para que os

benefícios não cessem. Esse pode ser o caso de projetos que envolvam custos operacionais e de manutenção futuros. No modelo básico, os custos futuros podem ser tratados como “benefícios futuros negativos”, ou seja, custos que devem ser subtraídos dos benefícios, no cálculo do valor presente líquido do projeto.

3.5.5 Custos de não executar um projeto

Há casos em que o processo de priorização deve envolver opções de projetos que permitam que uma dada situação não piore. Se o resultado de não executar um projeto exigir determinado gasto adicional, evitar esse custo pode ser considerado um benefício do projeto. Esse é o caso de penalizações monetárias por descumprimento de prazos ou por desconformidades, por exemplo. Nesses casos, deve-se definir o benefício do projeto como a diferença entre o resultado de sua execução (aumento de receita, por exemplo) e o resultado de não executá-lo (custos das penalidades, por exemplo). Portanto, o valor resultante do projeto é seu benefício incremental, relativo à situação atual.

3.5.6 Projetos condicionados

Em certos problemas pode haver alguns projetos condicionados. O condicionamento ocorre quando um projeto só pode ser selecionado se outro também fizer parte do portfólio. Esse seria o caso de um projeto de instalação de um novo alimentador condicionado ao projeto de substituição de um transformador na subestação, por exemplo. Restrições adicionais, incorporadas ao modelo matemático básico, podem auxiliar na solução de situações onde essas relações de precedência devam ser aplicadas. Supondo-se que o projeto i esteja condicionado ao projeto k , a restrição pode ser definida por:

$$\text{Sujeito a: } \{(x_i - x_k) \leq 0\}. \quad 3.2$$

Essa restrição assegura que o projeto i não seja selecionado (x_i não pode ser 1) sem que o projeto k também tenha sido selecionado (sem que x_k também seja 1). No entanto, o projeto k pode ser selecionado, mesmo que o projeto i não faça parte do portfólio.

3.5.7 Projetos excludentes

Em certos problemas decisórios pode haver projetos mutuamente excludentes, ou seja, aqueles que não podem ser executados simultaneamente. É o caso, por exemplo, dos projetos que utilizem alternativas tecnológicas concorrentes ou diferentes fornecedores para um mesmo fim. Os projetos mutuamente excludentes podem ser

manipulados adicionando-se restrições ao modelo da Equação 3.1. Supondo que $S \subset [1, \dots, m]$ denote um subconjunto de projetos mutuamente excludentes. Para garantir que o modelo selecione apenas um projeto no subconjunto S , deve ser incluída a restrição:

$$\text{Sujeito a: } \sum_{i \in S} x_i \leq 1. \quad 3.3$$

Para atender a um dado requisito, a seleção desse tipo de projeto pode afetar a obtenção de determinados benefícios. Essa situação também pode ser manipulada modificando-se a função objetivo do modelo básico, de tal forma que o benefício b_{ij} seja obtido se o i -ésimo requisito for atendido pelo j -ésimo projeto. Matematicamente, o problema é expresso por:

$$\begin{aligned} \text{Maximizar: } & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n b_{ij} x_{ij}. \\ \text{Sujeito a: } & \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} \leq C; \\ \sum_{j=1}^n x_{ij} \leq 1, \forall i = [1, \dots, m]; \\ x_{ij} = [0; 1], \forall i, j. \end{array} \right. \quad 3.4 \end{aligned}$$

Onde $j = [1, \dots, n]$ é o conjunto de projetos mutuamente excludentes para atender ao requisito i , x_{ij} é igual a 1 se o requisito i for atendido pelo projeto j , caso contrário é zero para todo i e j , sendo b_{ij} e c_{ij} , respectivamente, o benefício obtido e o custo de atender ao i -ésimo requisito pelo j -ésimo projeto.

3.5.8 Modelo multiestágio

O modelo matemático básico permite tratar um problema de otimização multiestágio, sujeito a restrições. Nesse caso, a otimização do portfólio envolve o escalonamento cronológico dos projetos, ou seja, a determinação do estágio do horizonte de planejamento para o qual cada projeto é selecionado. O equacionamento requer a determinação dos custos e benefícios dos projetos e a inclusão de restrições orçamentárias para cada estágio de planejamento. Considera-se um horizonte de planejamento composto por T estágios e admite-se C_t como a restrição de custo total para cada estágio t , a valor presente. Uma vez

que um dado projeto i seja selecionado para o estágio t ($x_{it} = 1$), ele demandará um investimento total c_{it} a valor presente. Uma vez executado, o projeto i gerará um valor presente total dos benefícios dado por b_{it} , relativo ao estágio t . Portanto, o problema de otimização é definido como a seleção e alocação dos projetos no horizonte de planejamento, de forma a maximizar o benefício total do portfólio, sem violar as restrições orçamentárias de cada estágio. Matematicamente:

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar: } \sum_{i=1}^m b_{it}x_{it} ; \\ & \text{Sujeito a: } \left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^m c_{it}x_{it} \leq C_t, \forall t = [1, 2, \dots, T] ; \\ x_{it} = [0; 1], \forall i = [1, 2, \dots, m] . \end{array} \right. \end{aligned} \quad 3.5$$

3.5.9 Projetos interdependentes e sinergias

O tipo mais comum de interdependência entre projetos ocorre quando os benefícios da execução de um projeto somente são obtidos se outro projeto específico também for executado. Em alguns casos, a interdependência é parcial, ou seja, os benefícios da execução de um projeto podem ser melhorados pela execução de outros. Nesse caso, ainda pode ser vantajoso executar o projeto, mesmo que não sejam executados os outros que melhorariam o seu valor. A combinação estratégica de múltiplos projetos pode produzir economias de escala, compartilhamento de recursos e a redução do custo total. Também pode haver sinergias entre um grupo de projetos, tal que os benefícios totais resultantes aumentem, caso eles sejam implantados conjuntamente.

As interdependências e sinergias também podem ser manipuladas pelo modelo básico. Para tanto, as variáveis de decisão na Equação 3.1, em vez de representarem projetos individuais, passam a representar grupos de projetos (*project clusters*). Os custos e benefícios associados a cada grupo são determinados levando-se em consideração as sinergias e outras interdependências entre os projetos. No entanto, cada grupo deve ser independente de qualquer outro, ou seja, nenhum projeto do grupo pode ser interdependente de qualquer projeto fora do grupo. Assim, o equacionamento matemático permanece idêntico ao modelo básico para projetos independentes e mutuamente excludentes. A diferença é que o modelo envolve a seleção dos melhores grupos de projetos e as restrições devem impedir a escolha de grupos que sejam mutuamente excludentes. Consequentemente, o portfólio ótimo é obtido pela seleção

dos grupos de projetos que maximizam os benefícios totais, sem violarem as restrições do modelo (MERKHOFFER, 2002).

3.5.10 Análise de sensibilidade

Em muitos casos, as restrições orçamentárias não são completamente rígidas. Por essa razão, deve-se resolver o problema para várias alternativas orçamentárias, para que se possa analisar a sensibilidade do benefício total e da composição do portfólio em diferentes cenários de planejamento. Se pequenos incrementos na disponibilidade orçamentária proporcionarem portfólios cujos valores sejam significativamente superiores, os decisores podem justificar um ajuste no orçamento para custeio dos projetos selecionados. Por outro lado, se a composição do portfólio não se altera em cenários distintos, a solução é considerada robusta. Os impactos de outros parâmetros também podem ser verificados pela análise da sensibilidade, como a taxa de atratividade do capital e os valores dos custos e benefícios dos projetos. Uma análise de sensibilidade adequada fornece dados importantes e proporciona maior segurança na tomada de decisão.

3.5.11 Postergação dos projetos

No modelo matemático para otimização do portfólio determina-se a alternativa que produza o maior benefício imediato. Entretanto, em certas situações pode haver somente uma janela de oportunidade de investimento para uma dada alternativa. Nesses casos, a maximização do benefício para cada ciclo de planejamento pode não ser apropriada. Se uma alternativa é permitida somente no estágio corrente, enquanto outra estará disponível também nos estágios seguintes, pode ser mais atrativo investir-se inicialmente na primeira, postergando-se a outra. Dessa forma, o benefício global é maximizado combinando-se a disponibilidade orçamentária atual e futura. Porém, deve-se considerar que haverá orçamento disponível para a segunda alternativa nos estágios futuros, e que não haverá outras opções capazes de proporcionar benefício igual ou mais atrativo. Só faz sentido postergar-se uma alternativa com valor de retorno elevado, quando se admite que não haverá outra opção de investimento com retorno equivalente.

Na seleção de projetos que diferem no grau em que podem ser postergados, deve-se otimizar simultaneamente as decisões correntes e futuras, tal que o benefício global seja maximizado ao longo dos períodos. Uma abordagem usual é adotar o modelo de planejamento multiestágio, tornando os custos e benefícios das alternativas dependentes do estágio no qual são custeadas, sugere Merkhoffer (2002).

Esse modelo também pode incorporar uma abordagem probabilística, caso haja incertezas sobre os investimentos ou orçamentos futuros. Entretanto, essa abordagem é mais adequada para a maximização dos benefícios de oportunidades ou opções de investimentos financeiros, sujeitas às condições e incertezas do mercado.

Uma abordagem aproximada envolve a avaliação de um período à frente, onde cada alternativa é avaliada segundo três possibilidades: custeio no estágio corrente, postergação para custeio no estágio seguinte ou custeio rejeitado. Para modelar o problema, uma relação benefício-custo mínima deve ser estabelecida como parâmetro de atratividade. A alternativa cuja atratividade seja menor que o limite estabelecido é rejeitada. As outras são consideradas para custeio no estágio corrente ou postergadas para os períodos seguintes. O objetivo é obter o portfólio que produza a menor perda de valor pela postergação das alternativas.

A otimização do portfólio, baseada na minimização das perdas devidas à postergação de projetos, pode ser tratada pela teoria das Opções Reais (TRIGEORGIS, 1996). Essa metodologia auxilia na análise de como as decisões causam impactos no valor das opções de investimentos financeiros. As alternativas representam opções para as empresas, ou seja, uma oportunidade de investimento financeiro, mas não uma obrigação. A decisão de custear um projeto transforma-o de opção em compromisso. O valor da opção é perdido, mas o valor da perda é (provavelmente) justificado pelo valor obtido pela realização da iniciativa. Se o projeto pode ser postergado sem impacto adverso, seu valor de opção é preservado. Ao contrário, se a postergação causa redução nos benefícios do projeto, ou se o custo aumenta, então parte do valor da opção é perdido (PETTIT, 1996). No entanto, essa metodologia é adequada somente à análise de alternativas que envolvam benefícios quantificáveis financeiramente.

3.5.12 Dimensão do problema

Apesar do equacionamento do problema de otimização do portfólio por meio de programação inteira binária ser relativamente simples, sua solução não é trivial. Nesse problema combinatório, a quantidade de soluções possíveis cresce rapidamente com o número de variáveis de decisão (explosão combinatória), e o espaço de busca assume dimensões significativas. Na formulação monoestágio básica (Equação 3.1), onde há somente duas opções para cada projeto (selecionar ou não), se houver m projetos haverá 2^m soluções potenciais, incluindo a possibilidade de não se executar nenhum projeto. Com um conjunto de apenas 20 projetos, o número de portfólios a serem

analisados atinge a casa do milhão de alternativas. No caso multiestágio, considerando-se apenas dois estágios e um conjunto de 20 projetos, haverá mais de 3,4 bilhões de combinações de portfólios. Genericamente, considerando-se t estágios para selecionar cada projeto i , incluindo a opção de não selecioná-los, o número total de combinações de portfólios será $(t + 1)^m$.

Os computadores de alta capacidade de processamento tem viabilizado a solução dos problemas de otimização dos portfólios. No entanto, mesmo com um pequeno número de projetos não é possível (ou adequado) resolver o problema adotando-se métodos de buscas exaustivas. Portanto, é necessário o uso de técnicas eficientes para otimização dos portfólios. Os métodos baseados em programação matemática têm sido muito usados. Mais recentemente, as técnicas de busca meta-heurística têm sido uma opção eficiente para a otimização de problemas combinatórios de grande porte (Capítulo 4).

3.5.13 Solução do modelo de priorização de projetos

O modelo matemático básico para otimização do portfólio de projetos, apresentado na Equação 3.1, requer que as variáveis de decisão sejam inteiras e binárias. Há diversas técnicas para solução desse problema combinatório de programação inteira. Uma técnica usual é relaxar a restrição das variáveis de decisão, permitindo que elas deixem de ser binárias e possam assumir valores entre 0 e 1. Dessa forma, o problema de programação inteira torna-se um problema de programação linear, podendo ser resolvido pelos métodos usuais, como o *Simplex* ou Pontos Interiores, por exemplo. Esses métodos podem ser atrativos, pois são capazes de resolverem rapidamente problemas de grande porte (KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009). Porém, a programação linear proporciona soluções pouco melhores que os métodos de ordenamento dos projetos por pontuações ou relação dos benefícios sobre os custos, exceto nos casos onde múltiplas e complexas restrições devam ser satisfeitas, salienta Merkhofer (2002). Além disso, uma solução do problema por programação linear pode não ser viável, pois as variáveis podem assumir valores não inteiros, o que representaria a execução de uma parcela do projeto, impossível na prática. Mesmo que alguns dos valores da solução sejam inteiros, eles podem não estar próximos da solução correta. O uso da programação linear deve restringir-se aos problemas de grande porte e com múltiplas restrições, onde os métodos mais exatos, como a enumeração implícita e o *branch-and-bound*, não são eficientes (KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009).

No método de enumeração implícita não é necessário enumerar explicitamente todas as alternativas. A enumeração implícita é baseada em uma árvore de busca, onde são eliminados os ramos (subproblemas) que levam a soluções inviáveis ou com pior desempenho que outras encontradas. Entretanto, o método é dependente da função de teste usada para verificação da função-objetivo e da viabilidade das soluções a jusante na árvore de busca (KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009).

O método *branch-and-bound* resolve problemas de programação inteira criando uma série de subproblemas, onde a restrição das variáveis de decisão é relaxada para permitir que assumam valores entre 0 e 1. Os subproblemas são gerados pela técnica de *branching*, ou seja, a partir de uma solução prévia por algum método de programação linear, as variáveis que não fornecem resultados inteiros são fixadas com valores 0 ou 1, em cada subproblema. Com base na solução prévia, sabe-se que o problema relaxado fornecerá uma solução menor ou igual a um limite superior (*upper bound*). Cada subproblema é novamente resolvido pelo método de programação linear. Se a solução não for inteira, novos subproblemas devem ser gerados a partir das variáveis não inteiras. Cada subproblema é resolvido até que se torne inativo, ou seja, quando todas as variáveis da solução forem inteiras, ou que não haja solução viável. O processo *branch and bound* se repete iterativamente até que todos os subproblemas estejam inativos, ou seja, que obtenha uma solução que otimize a função objetivo, e que satisfaça as restrições para as variáveis inteiras. No entanto, a limitação do *branch and bound* está no grande número de combinações que devem ser testadas e resolvidas. A quantidade de combinações aumenta exponencialmente com o número de variáveis do problema. Mesmo usando-se ferramentas computacionais sofisticadas e grande capacidade de processamento, pode ser impossível resolver um problema com pouco mais de uma centena de projetos. A programação inteira proporciona a solução mais precisa, porém a baixa velocidade, a demanda de memória e a capacidade de processamento requerida podem não justificar a sua precisão, concluem Kagan, Schmidt *et al.* (2009).

Mais recentemente, os algoritmos meta-heurísticos têm sido amplamente utilizados na otimização de problemas combinatórios reais e de grande porte. Embora não garantam a obtenção de uma solução ótima, esse algoritmos apresentam bom desempenho computacional e são capazes de proporcionarem soluções de boa qualidade. O Capítulo 4 discute as principais técnicas de otimização heurística, destacando os algoritmos genéticos multiobjetivos, os quais são muito apropriados para solução do problema combinatório de otimização do portfólio de

projetos, especialmente quando a abordagem for multiobjetivo e multiestágio, como a metodologia proposta no Capítulo 6.

3.6 APLICAÇÕES DA GESTÃO DOS PORTFÓLIOS DE PROJETOS

O problema de priorização de projetos envolve decisões complexas devido aos impactos nos custos e às implicações estratégicas. Os projetos que uma empresa seleciona podem definir seus produtos, serviços, desempenho e posição no mercado, cujos resultados podem alterar a percepção dos consumidores, funcionários, órgãos reguladores e investidores sobre a imagem da empresa. A gestão do portfólio de projetos é um tema de importância crescente em diversas áreas. As empresas têm percebido a necessidade de modelos analíticos formais e cientificamente embasados para priorizar os projetos e otimizar o valor do seu portfólio corporativo. Apesar das oportunidades de ganhos, ainda há vários desafios no desenvolvimento de modelos e ferramentas computacionais para a gestão do portfólio, o que se constitui em um amplo e emergente campo de pesquisa. Mais recentemente, a literatura especializada tem disponibilizado algumas metodologias para a priorização de projetos e composição dos portfólios, envolvendo diferentes abordagens, métodos, técnicas e ferramentas para solução do problema, em diversos domínios de aplicação.

A metodologia para seleção do portfólio de projetos na área petrolífera, proposta por Kabli (2009), faz uso combinado de um modelo de programação inteira e dos métodos multicritério SMART e TOPSIS (Capítulo 5). O SMART é aplicado para estruturar o problema decisório, enquanto o TOPSIS é usado para ranquear os projetos. A programação inteira é usada para gerar os portfólios, obtendo iterativamente diversas soluções que maximizam o número de projetos selecionados, segundo as restrições. O método TOPSIS também é aplicado para ranquear os portfólios, segundo as preferências dos decisores. Como desvantagens, a avaliação dos projetos requer critérios definidos *a priori*, não envolve um planejamento multiestágio e o processo não otimiza o valor do portfólio, pois apenas maximiza o número de projetos selecionados, segundo o orçamento disponibilizado.

Stummer e Heidenberger (2003) descrevem uma abordagem para análise do portfólio de projetos de pesquisa e desenvolvimento. Na primeira etapa, um procedimento de pontuação e classificação identifica os projetos potenciais que justifiquem uma análise subsequente, mantendo um número manipulável de alternativas. Na segunda etapa, um modelo de programação inteira multiobjetivo determina um conjunto

de portfólios Pareto-Ótimos, sem a necessidade de especificação prévia de limites, pesos ou funções de utilidade. Essa etapa considera os perfis de tempo dos objetivos, interdependências entre os projetos, requisitos lógicos e estratégicos, assim como os benefícios e as restrições de recursos. A terceira etapa busca determinar, de forma iterativa, o portfólio que atenda às expectativas dos decisores. No entanto, o esforço computacional requerido pela otimização, baseada em enumeração explícita, restringe a 30 o número máximo de projetos e a cinco períodos de planejamento. Para superar essas limitações, os autores sugerem o uso de técnicas de otimização meta-heurísticas.

Wang, Lin e Li (2005) abordam o problema de seleção e escalonamento de projetos, onde os recursos disponíveis devem ser alocados de forma que todas as etapas dos projetos selecionados possam ser executadas com o mínimo custo e no menor tempo possível, segundo as relações de precedência impostas. Mishra *et al.* (2011) tratam o problema de alocação do orçamento para aquisição de um conjunto de bens ativos por meio da otimização do portfólio, onde o benefício total dos investimentos deve ser maximizado e os custos e riscos devem ser minimizados. As restrições envolvem o número máximo de ativos no portfólio e o montante mínimo e máximo a ser investido em cada ativo selecionado. Para solução do problema foram adotados e comparados quatro algoritmos evolucionários multiobjetivos, dentre os quais o NSGA-II (Seção 4.16) apresentou o melhor desempenho.

As empresas do Setor Elétrico apresentam um complexo problema orçamentário e de gestão dos portfólios de projetos. São empresas de capital intensivo e que necessitam realizar um volume elevado de investimentos em ativos imobilizáveis (infraestrutura de geração, transmissão e distribuição) para fornecer energia elétrica aos consumidores. Segundo Chapel (2007), essas empresas apresentam uma elevada relação entre o montante investido e o rendimento anual, porém o mercado não permite uma rápida recuperação do capital. Portanto, as instalações devem apresentar um desempenho operacional satisfatório e vida útil extensa, sendo necessários frequentes investimentos adicionais em projetos de expansão, melhorias e manutenção dos ativos. Os investimentos devem atender às exigências regulatórias, porém não podem exceder a capacidade orçamentária da empresa. O desafio atual das distribuidoras é a melhoria da qualidade do suprimento, a busca da eficiência energética e a otimização operacional dos ativos elétricos, aliadas à redução dos custos e incremento nos resultados financeiros (CHAPEL, 2007; SCHETTINO e CORDEIRO, 2009). Essas exigências

impactam fortemente o planejamento e a seleção dos projetos para melhoria e expansão do sistema de distribuição.

Como muitas distribuidoras apresentam uma estrutura gerencial regionalizada, os projetos das unidades operacionais geralmente são selecionados localmente, sem uma metodologia analítica formal. No entanto, a distribuição orçamentária por área e baseada em montantes históricos não assegura a alocação eficiente e estratégica dos recursos, pois não considera os impactos dos projetos no valor global do portfólio corporativo. Uma vantagem importante dos modelos analíticos para priorização de projetos está na otimização do portfólio em nível sistêmico (HUANG, ZHOU e QUI, 2005). Nesse nível, os benefícios globais corporativos são obtidos pelo ajuste dos orçamentos locais, de forma que os recursos sejam alocados às unidades que proponham os projetos com maior potencial de valor para o portfólio da empresa, afirma Chapel (2007).

Nessa linha, Martin e Merkhofer (2003) propuseram um processo formal para selecionar os projetos das unidades regionais de uma distribuidora. Um método multicritério foi usado para alocar os recursos nos projetos que melhorassem a qualidade da energia e a imagem da empresa. Os critérios envolvem os custos, a confiabilidade do sistema e o serviço prestado aos consumidores. Devido às exigências regulatórias e políticas da empresa, a confiabilidade foi tratada como uma restrição. As alternativas são ordenadas por um indicador de valor, baseado em métricas e pesos para cada critério. Segundo os autores, o processo reduziu a subjetividade no planejamento e melhorou a qualidade das decisões, anteriormente baseadas na intuição e eloquência dos agentes mais influentes. Por outro lado, foram identificadas algumas deficiências e mudanças necessárias para melhorar o processo de priorização, tais como a falta de dados e conflitos entre as áreas de engenharia, financeira e operacional, observam os autores.

Choi *et al.* (2005) propõem um método que busca melhorar o processo de priorização dos projetos de uma distribuidora, anteriormente baseado apenas na experiência e conhecimento dos decisores. Para ordenação dos projetos, o método faz uso de um sistema *fuzzy* que combina indicadores de confiabilidade do sistema e pontuações dos projetos, estabelecidas pelas gerências regionais da empresa. A pontuação total é obtida por uma função ponderada que considera o comprimento médio das linhas e ramais, nível de manutenção, grau de poluição, crescimento da carga, capacidade de interconexão, taxa de falhas e tipo de projeto a ser executado. Segundo os autores, alterando a prioridade dos investimentos a confiabilidade na área avaliada foi

melhorada em relação ao método convencional. Entretanto, o método depende fortemente de fatores de ponderação predeterminados e não adota um processo de otimização do portfólio, pois a lista de projetos prioritizados é limitada pelo orçamento disponibilizado.

Uma abordagem baseada nos objetivos estratégicos de uma distribuidora foi proposta por García-Melón *et al.* (2009) para auxiliar na distribuição do orçamento anual entre os projetos a serem executados no sistema de distribuição. Os projetos são classificados em grupos (melhorias técnicas, de qualidade e de recursos humanos) e são avaliados por um índice obtido pelo método ANP (Seção 5.12.3), que agrega os julgamentos dos especialistas. Os critérios consideram a continuidade do suprimento, qualidade do serviço, custos de investimentos e operacionais, viabilidade, satisfação do consumidor, flexibilidade da rede, plano de manutenção e tempo de resposta. Segundo os autores, a metodologia levou os gestores a perceberem a importância de basear as decisões em critérios que identifiquem ações de melhoria que contribuam para as metas da empresa. No entanto, foram observadas dificuldades como a quantidade de comparações requeridas pelo ANP e a dificuldade dos decisores em compreendê-las.

Zhou e Spare (2007) propuseram uma metodologia para ranquear os projetos e definir o portfólio de uma distribuidora, baseada na eficiência do custo para melhoria do sistema. Os projetos são categorizados em relação aos custos com novas instalações e custos operacionais com a inspeção e manutenção das existentes. O índice de eficiência dos projetos é calculado pela relação entre os benefícios médios nos indicadores de confiabilidade e os custos totais. O portfólio é composto pelos projetos ranqueados pelo índice de eficiência e as restrições envolvem a disponibilidade orçamentária, as metas para os indicadores e os condicionamentos e excludências entre projetos. Porém, o ranque não é automatizado e não otimiza o portfólio.

Palola *et al.* (2006) abordam o planejamento dos ativos do sistema elétrico por meio de um método probabilístico para auxiliar na composição do portfólio de investimentos. Os fatores considerados envolvem a confiabilidade do suprimento e questões ambientais, além dos custos de investimentos, operacionais e de manutenção. Um sistema dinâmico com avaliação probabilística da sensibilidade é usado para formular um modelo de dependência entre os fatores considerados e os resultados econômicos. Segundo os autores, a ferramenta para seleção do portfólio auxilia na tomada de decisão e na gestão dos ativos do sistema. Embora o modelo auxilie na definição de uma função de custo

para avaliação dos ativos e permita análises de sensibilidade, nenhuma técnica de otimização é utilizada para a composição do portfólio.

Moreira, Mussoi e Teive (2009) propuseram uma metodologia para a determinação de um plano otimizado de investimentos em redes de média tensão, considerando os indicadores operacionais e restrições orçamentárias. Os projetos são selecionados em função do número de consumidores atendidos e dos indicadores do nível de carregamento, queda de tensão e continuidade (DEC e FEC) dos alimentadores. O algoritmo genético multiobjetivo NPGA (Seção 4.11) é usado para otimizar os portfólios, codificados por cromossomos binários, onde cada gene representa uma variável de decisão associada a cada projeto. O resultado é um conjunto de portfólios eficientes. Para auxiliar na escolha do portfólio mais adequado, dentre o conjunto de soluções Pareto-Ótimas previamente encontradas, Mussoi e Teive (2012-b) propuseram uma abordagem baseada nos métodos multicritério SMART (Seção 5.12.1) e TOPSIS (Seção 5.12.7), combinados a dois conjuntos de pesos para a importância relativa dos critérios. Os pesos são obtidos pelo método ROC (Seção 5.10.5), baseado na preferência ordinal dos critérios, e pelo método AHP (Seção 5.12.2), que faz uso de julgamentos da importância cardinal entre pares de critérios. O modelo multicritério aponta a alternativa mais alinhada às preferências dos decisores, onde análises de sensibilidade permitem determinar a robustez do portfólio selecionado. Entretanto, essas abordagens são monoestágio e não envolvem a análise dos benefícios financeiros.

Para alguns tipos de indústrias, a otimização das decisões de investimentos em projetos pode resultar em aumento de até 30% no valor do portfólio corporativo. Para as distribuidoras de energia elétrica esse valor tende a ser menor, entre 5 % e 20 %, afirma Chapel (2007). Grande parte do incremento de valor vem da quantificação dos atributos não financeiros dos projetos e pela incorporação dessa informação no processo de priorização. Para que esses ganhos sejam significativos, é necessária uma abordagem válida para mensuração do valor dos projetos e para a otimização do portfólio. Um modelo analítico baseado no valor da qualidade da energia para a priorização de projetos de distribuição de energia elétrica foi proposto por Mussoi e Teive (2012-a), onde os portfólios são otimizados pelo algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II (Seção 4.16). Os critérios de otimização consideram os custos e benefícios financeiros dos projetos e os indicadores da qualidade da energia, desempenho operacional e número de consumidores nos alimentadores do sistema. A qualidade da energia envolve a frequência e duração das interrupções, transgressões de tensão e fator de potência. O

desempenho operacional está associado ao nível de carregamento, queda de tensão e perdas. Na avaliação financeira, além dos custos dos projetos e da receita obtida pelo suprimento, também são consideradas as reduções nas perdas e nas penalidades por transgressões regulatórias. Os estudos apresentados demonstram que a incorporação da qualidade da energia ao modelo analítico altera a prioridade dos projetos e oferece alternativas de portfólios corporativos com maior valor agregado.

Devido ao porte dos projetos, investimentos requeridos e limitações orçamentárias das distribuidoras, a determinação do portfólio corporativo deve considerar a seleção e a alocação cronológica dos projetos em um horizonte de planejamento de médio ou longo prazo. A otimização de portfólios multiestágios é um problema combinatório de grande porte. As variáveis de decisão devem agregar a informação do estágio do horizonte de planejamento em que cada projeto selecionado será alocado, onde o objetivo é a maximização do benefício global do portfólio, sem violar as restrições do problema. Esse problema complexo pode ser tratado por técnicas de otimização dinâmica ou pseudodinâmica, sugerem Kagan, Schmidt *et al.* (2009).

Um modelo analítico baseado em valor para a priorização multiestágio dos projetos de distribuição foi proposto por Mussoi e Teive (2012-c). O algoritmo NSGA-II é usado para otimizar os portfólios, codificados por cromossomos binários onde cada bloco genético representa as variáveis de seleção e de alocação cronológica dos projetos nos estágios do horizonte de planejamento. Os critérios de otimização envolvem os custos e benefícios financeiros dos projetos e os indicadores da qualidade da energia, desempenho operacional e número de consumidores. O resultado é um conjunto de soluções que representam os portfólios com o maior valor agregado. A abordagem multiestágio permite verificar o comportamento do valor do portfólio em função do escalonamento dos projetos selecionados.

O problema de planejamento surge como resposta ao fato de que o sistema de distribuição tem necessidades ou problemas que devem ser identificados e resolvidos. As decisões tomadas geralmente consideram os critérios econômicos dos projetos, relevando a um segundo plano outras questões que também devem ser estratégicas para a empresa. A priorização dos projetos e a otimização focada no valor do portfólio é essencial para garantir a sustentabilidade do negócio, melhorar o desempenho operacional, assegurar o cumprimento das exigências regulatórias e atender às expectativas dos consumidores e investidores.

3.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A priorização dos projetos é um complexo problema de planejamento estratégico que envolve diversos aspectos. Os projetos que a empresa executa definem seus ativos, produtos e serviços, sendo determinantes para o seu desempenho, imagem e posição no mercado. Este capítulo abordou o problema de priorização de projetos e de composição do portfólio corporativo, discutindo as questões pertinentes ao processo de alocação eficiente dos recursos disponíveis. Os princípios básicos da gestão do portfólio foram apresentados, os quais formam a base para o desenvolvimento dos modelos de decisão focados no valor dos projetos. Os principais métodos, técnicas e ferramentas disponíveis para a priorização de projetos e composição do portfólio foram analisados. Um modelo matemático para otimização dos portfólios foi apresentado, cuja versatilidade permite tratar problemas decisórios complexos, como a priorização dos projetos para o sistema de distribuição de energia elétrica.

A literatura especializada ainda não oferece uma abordagem que permita tratar desde a proposição dos projetos até a seleção do portfólio, ou uma forma clara de integrar, em um modelo analítico, a avaliação dos projetos e a otimização do portfólio com o planejamento estratégico da empresa. Embora o tema central da gestão do portfólio seja a seleção ótima dos projetos, poucas ferramentas disponíveis adotam as melhores técnicas ou oferecem modelos analíticos formais e algoritmos adequados para tratamento dos problemas específicos das empresas. Muitas ferramentas genéricas não proporcionam os resultados prometidos ou esperados e podem não melhorar a qualidade das decisões. Uma ferramenta eficiente para a gestão do portfólio de projetos deve ter a sua metodologia desenvolvida em torno dos requisitos e objetivos do negócio da empresa, considerando os seus processos, segmentos de consumidores e fatores específicos do setor ao qual pertence. As questões identificadas na revisão da literatura e no Estado da Arte foram discutidas ao longo do capítulo e sugerem que o problema de gestão do portfólio corporativo é um tema de importância em diversas áreas e constitui-se em um campo emergente para a pesquisa acadêmica.

As empresas do setor elétrico têm percebido a necessidade de modelos formais e cientificamente embasados para priorizar os projetos, pois apresentam um complexo problema orçamentário e de gestão dos portfólios. São empresas de capital intensivo e que necessitam realizar um volume elevado de investimentos na infraestrutura para fornecer energia elétrica aos consumidores. Nas distribuidoras, os desafios atuais

são a melhoria da qualidade da energia, a busca da eficiência energética e a otimização operacional dos ativos elétricos, aliadas à redução dos custos e melhoria dos resultados financeiros. Essas questões influenciam o planejamento do sistema e a seleção dos projetos de melhoria e expansão do sistema de distribuição.

Muitas distribuidoras dispõem de uma estrutura descentralizada, porém a distribuição orçamentária por área e baseada em montantes históricos não assegura a alocação eficiente e estratégica dos recursos. Uma importante vantagem dos modelos analíticos para priorização de projetos está na otimização do portfólio em nível sistêmico. Nesse nível, os benefícios globais são obtidos pelo ajuste dos orçamentos regionais, de forma que os recursos sejam alocados nos projetos com maior potencial de valor para o portfólio corporativo. Um modelo que atenda aos requisitos necessários pode melhorar as decisões, pois permite igualar a disputa pelos recursos e reduzir a subjetividade do processo, provendo regras claras e consistentes para avaliar os projetos, em sintonia com as metas e políticas estratégicas da empresa.

A estrutura do modelo de decisão em dois níveis, acoplando um modelo de simulação a um modelo de valor, é particularmente útil para tratar o problema de planejamento da expansão da distribuição. Ela assegura que os especialistas possam contribuir na construção do modelo de decisão, de acordo com suas áreas de conhecimento, funções e responsabilidades. Baseada nessa estrutura, uma metodologia para a gestão do portfólio de projetos de uma distribuidora de energia elétrica é apresentada no Capítulo 6. O modelo de decisão proposto envolve uma abordagem sistêmica para priorização dos projetos e otimização do valor do portfólio corporativo. Os projetos são selecionados e alocados em um horizonte de planejamento multiestágio, cujos portfólios são otimizados por um algoritmo heurístico multiobjetivo, os quais são discutidos no próximo capítulo. Dentre as soluções obtidas, a melhor alternativa é selecionada segundo as preferências dos decisores, por meio de uma análise multicritério da decisão, cujas principais técnicas são apresentadas no Capítulo 5.

4 OTIMIZAÇÃO META-HEURÍSTICA

As meta-heurísticas são regras ou procedimentos para resolver problemas por uma metodologia onde o problema pode ser interpretado e explorado de forma inteligente para se obter uma solução de qualidade. Este capítulo discute as principais técnicas de otimização meta-heurísticas, especialmente os algoritmos evolucionários multiobjetivos. A revisão bibliográfica e a análise do Estado da Arte destacam o algoritmo genético NSGA-II, cujas características e desempenho, em relação a seus similares, sugerem ser uma ferramenta eficiente para a solução dos problemas multiobjetivos de natureza combinatória e de grande porte, como a otimização dos portfólios de projetos do sistema de distribuição de energia elétrica.

4.1 OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

A otimização é o processo de se encontrar a melhor solução viável para um dado problema, sujeito a um conjunto de restrições que limitam o espaço de busca. Quando um único objetivo deve ser otimizado, deseja-se encontrar a solução ótima global ou, pelo menos, uma boa aproximação dela. Por outro lado, um problema de otimização multiobjetivo é aquele que apresenta duas ou mais funções-objetivo simultâneas. O equacionamento genérico para um problema de otimização multiobjetivo, sujeito a restrições, pode ser representado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar: } F(X) &= \{f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X)\}; \\ \text{Sujeito a: } X &\in \Omega. \end{aligned} \tag{4.1}$$

Onde $f_i(X)$ é a i -ésima função-objetivo ($i = 1, 2, \dots, m$), $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ é um vetor de variáveis e Ω representa o espaço de soluções viáveis.

Caso os objetivos não sejam conflitantes ou concorrentes, há uma solução única para o problema, onde cada função-objetivo pode ser otimizada sequencialmente, tratando as demais como restrições (TAMAKI, KITA e KOBAYASHI, 1996). Em algumas abordagens, definem-se critérios e pesos para agregar as funções em um único objetivo e encontra-se uma solução ótima, segundo as informações fornecidas *a priori*. Para otimizar esse problema multiobjetivo, transformado em um problema mono-objetivo, utilizam-se técnicas de programação matemática ou algoritmos meta-heurísticos (STUMMER e

HEIDENBERGER, 2003). Porém, essas abordagens dependem de julgamentos subjetivos apropriados e não são adequadas ao tratamento de funções-objetivo sem relação matemática entre si, como por exemplo, critérios financeiros e não financeiros.

Em muitos problemas de otimização é frequente haver diversos objetivos simultâneos, geralmente conflitantes ou sem relação matemática entre si, limitados por um conjunto de restrições. Como pode ser impossível a obtenção de uma solução única, onde todos os objetivos sejam otimizados simultaneamente, a solução desses problemas requer ferramentas matemáticas e computacionais distintas daquelas usadas nas abordagens mono-objetivo. Nesse tipo de problema, a própria noção de otimalidade muda, pois o resultado pode ser um conjunto de soluções de compromisso, negociadas entre todos os objetivos do problema (COELLO COELLO, 2006; NGATCHOU, ZAREI e EL-SHARKAWI, 2005). Para que as soluções de compromisso sejam obtidas, deve-se adotar uma noção de otimalidade baseada no conceito de dominância das soluções.

4.1.1 Otimalidade de Pareto

Nos problemas multiobjetivos, geralmente é impossível obter uma solução única, onde todas as funções-objetivo sejam otimizadas simultaneamente. A solução desses problemas envolve a determinação de um conjunto de soluções de compromisso (*trade-offs*), negociadas entre todas as funções-objetivo consideradas. Para caracterizar as soluções de compromisso do problema multiobjetivo, deve ser adotada uma importante noção de otimalidade, introduzida por Francis Ysidro Edgeworth (1881) e generalizada por Vilfredo Pareto (1896), baseada no conceito de não dominância (ou não inferioridade) das soluções.

Qualitativamente, a noção de Otimalidade de Pareto afirma que uma solução viável de um problema multiobjetivo é não dominada, ou não inferior, quando qualquer melhoria em uma função-objetivo só pode ser atingida ao custo da degradação das outras funções-objetivos. Ou seja, se não existir qualquer outra solução viável que possa melhorar algum critério, sem piorar, simultaneamente, outro critério. Matematicamente, uma solução x_1 domina uma solução x_2 (ou x_1 é não dominada por x_2) se as duas condições seguintes são satisfeitas:

- Na minimização:
$$\begin{cases} \text{Condição 1: } \forall i: f_i(x_1) \leq f_i(x_2); \\ \text{Condição 2: } \exists i: f_i(x_1) < f_i(x_2). \end{cases} \quad 4.2$$

- Na maximização:
$$\begin{cases} \text{Condição 1: } \forall i: f_i(x_1) \geq f_i(x_2); \\ \text{Condição 2: } \exists i: f_i(x_1) > f_i(x_2) . \end{cases} \quad 4.3$$

O conjunto de soluções não dominadas do espaço viável Ω do problema multiobjetivo forma o chamado Conjunto Pareto-Ótimo P :

$$P = \{x_i \in \Omega \mid \nexists x_j \in \Omega: x_i \text{ é dominado por } x_j, \forall i, j\}.$$

O gráfico das funções-objetivo, cujas soluções não dominadas estejam no Conjunto Pareto-Ótimo, é chamado de Fronteira Eficiente, ou Fronteira de Pareto. Assim, dado um conjunto Pareto-Ótimo P , a fronteira de Pareto (FP) é definida por:

$$FP = \{F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)) \mid x \in P\} \quad 4.4$$

A Figura 4 apresenta o conjunto imagem das soluções dominadas e não dominadas e a Fronteira de Pareto para duas funções-objetivo (f_1 e f_2) em um problema de minimização. Tomando-se uma solução como referência, não pertencente à fronteira Pareto-Ótima, pode-se verificar que há um conjunto de soluções melhores, piores e indiferentes (ou incomparáveis) no espaço de soluções viáveis.

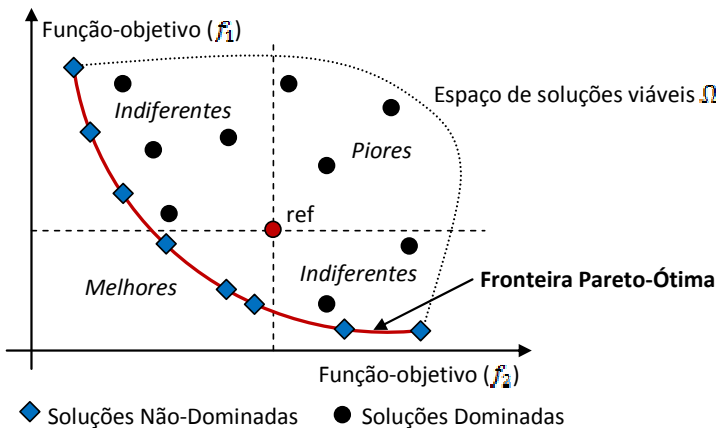


Figura 4 - Fronteira Pareto-Ótima (Adaptado de Rivas-Dávalos, 2007).

4.1.2 Solução dos problemas multiobjetivos

Há diferentes abordagens para tratar os problemas de otimização multiobjetivo, classificadas em métodos *a priori*, *a posteriori* e tomada de decisão interativa (RIVAS-DÁVALOS *et al.*, 2007). Nos métodos *a priori*, um vetor de preferências relativas necessita ser determinado

previamente, sem qualquer conhecimento das possíveis consequências e relações de compromisso entre os objetivos. Nesses métodos, geralmente as preferências são usadas na obtenção de fatores de ponderação para agregação das funções-objetivos, a fim de resolver o problema multiobjetivo por alguma técnica de otimização mono-objetivo (CHOI *et al.*, 2005; NARA, 1997; 2000; NGATCHOU; ZAREI; EL-SHARKAWI, 2005; TAMAKI, KITA e KOBAYASHI, 1996). Dentre as técnicas de otimização mais utilizadas nessa abordagem, destacam-se a programação matemática e os algoritmos meta-heurísticos. No entanto, a solução ótima obtida pode ser muito dependente das preferências subjetivas de um determinado decisor.

Por outro lado, nos métodos *a posteriori*, primeiramente um conjunto de soluções Pareto-Ótimas é determinado, sem nenhum conhecimento prévio das relações de preferências. Do ponto de vista matemático, nenhuma das soluções não dominadas é melhor em relação às outras soluções de compromisso, também pertencentes ao conjunto Pareto-Ótimo. Das soluções Pareto-Ótimas, a solução de compromisso mais adequada a uma dada situação particular pode ser selecionada, segundo critérios adicionais definidos *a posteriori*. Portanto, a obtenção de uma solução final em um problema multiobjetivo é deixada para os decisores, segundo suas preferências. A melhor alternativa pode ser selecionada usando-se um dos métodos de apoio à tomada de decisão, discutidos no Capítulo 5. Ao contrário da obtenção de uma solução única pelos métodos de otimização mono-objetivo, a determinação de um conjunto de soluções Pareto-Ótimas oferece mais opções e maior flexibilidade ao decisor na seleção da melhor solução para o seu problema multiobjetivo (CASTRO, 2001; MAGHOULI *et al.*, 2009).

A obtenção das soluções Pareto-Ótimas de um problema multiobjetivo requer técnicas matemáticas e ferramentas computacionais específicas. O uso de meta-heurísticas é uma opção válida e tem tido grande aceitação entre os pesquisadores de diversas áreas. Alguns algoritmos meta-heurísticos foram desenvolvidos especialmente para a otimização baseada no conceito da Otimalidade de Pareto, dentre os quais se destacam os algoritmos genéticos multiobjetivos, pois são capazes de fornecer um conjunto diversificado de soluções não dominadas, em uma única execução (COELLO COELLO, 2006; MISHRA *et al.*, 2011; RIVAS-DÁVALOS *et al.*, 2007). Outras técnicas heurísticas bioinspiradas também têm sido desenvolvidas para otimização multiobjetivo, como os algoritmos baseados em Enxames de Partículas (KENNEDY e EBERHART, 2001), Sistemas Imunes

Artificiais (COELLO COELLO e CRUZ-CORTÉZ, 2005), Colônia de Formigas (DORIGO e GAMBARELLA, 1997), dentre outras.

A natureza multiobjetivo de muitos problemas reais e a potencialidade para resolvê-los, tem levado a um crescente interesse no uso das técnicas de otimização meta-heurísticas. Nas áreas de engenharia seu emprego é frequente, pois os problemas apresentam modelos matemáticos bem definidos. Encontram-se diversas aplicações em engenharia elétrica (RIVAS-DÁVALOS e IRVING, 2003; 2005), hidráulica (NICOLINI, 2005), estrutural (GREINER *et al.*, 2005), aeronáutica (CHIBA *et al.*, 2005), controle e robótica (MOLINA-CRISTOBAL *et al.*, 2005), radiofrequência (ÁVILA, 2006), entre outras. No domínio industrial encontram-se aplicações nas áreas de manufatura, processos, gerenciamento, design, entre outras. No campo científico, encontram-se aplicações em ciências da computação, física, química e medicina, entre outras. Muitas outras áreas ainda oferecem oportunidades de estudo e aplicação, como a priorização de projetos, análise financeira, reconhecimento de padrões, mineração de dados, bioinformática, entre outras (COELLO COELLO, 2006).

4.2 ALGORITMOS META-HEURÍSTICOS

As técnicas meta-heurísticas têm demonstrado grande potencial para encontrar soluções de boa qualidade em problemas de otimização, especialmente os de natureza combinatória. Os algoritmos meta-heurísticos são apropriados para otimização de problemas com amplo espaço de busca, especialmente quando não é possível a obtenção de um modelo analítico para solução por meio das técnicas matemáticas tradicionais (KAGAN, SCHMIDT *et al.*, 2009; LEITE DA SILVA *et al.*, 2011). Esses algoritmos são relativamente simples, permitem tratar simultaneamente variáveis inteiras e não inteiras e são capazes de evitar ótimos locais pela exploração da estrutura particular de cada problema.

Diversos pesquisadores têm buscado na natureza a inspiração para desenvolver metodologias para solução de problemas complexos. A Computação Bioinspirada, pertencente à área da Inteligência Artificial, faz uso de modelos dos processos naturais no desenvolvimento de algoritmos meta-heurísticos para solução dos problemas de otimização. O interesse no desenvolvimento de algoritmos de busca baseados em processos naturais e físicos remete aos anos 70, quando John H. Holland (1975) propôs o primeiro Algoritmo Genético, como um programa computacional para emular o processo evolucionário natural. Esse interesse foi reforçado pelo surgimento do algoritmo de Recozimento

Simulado (*Simulated Annealing*)⁹, baseado em considerações termodinâmicas, onde o recozimento (ou têmpera) é interpretado como um processo de otimização (KIRKPATRICK, GELATT e VECCHI, 1983). Desde então, outras técnicas meta-heurísticas têm sido propostas, como a Busca Tabu (GLOVER, 1989), Inteligência de Partículas (KENNEDY e EBERHART, 1995), Sistemas Imunológicos Artificiais (DASGUPTA, 1998), além de diversos Algoritmos Evolucionários para otimização de problemas mono e multiobjetivos. Embora essas técnicas heurísticas operem de formas diferentes, elas são usadas na otimização de funções-objetivo contínuas ou discretas, e oferecem grande probabilidade de localizarem, no espaço de busca, uma solução ótima global para funções multimodais¹⁰ (SRINIVAS; PATNAIK, 1994).

Os Algoritmos Evolucionários referem-se a um subconjunto da área de Computação Bioinspirada que usa mecanismos inspirados na evolução das espécies e na genética natural, como os processos de seleção, recombinação (cruzamento) e mutação dos indivíduos. A Inteligência de Partículas (*Swarm Intelligence*) é uma meta-heurística baseada no comportamento coletivo de agentes organizados. Esse grupo inclui os algoritmos de otimização baseados em Enxames de Partículas (*Particle Swarm Optimization*) e Colônia de Formigas (*Ant Colony Optimization*), pois operam com uma população de agentes simples que interagem localmente entre si e com o ambiente. Embora os agentes sigam regras bem simples e não haja uma estrutura de controle responsável por guiar o seu comportamento, observa-se o surgimento de um comportamento global inteligente na população, mas desconhecido para os agentes individuais.

4.3 ALGORITMOS EVOLUCIONÁRIOS

A primeira teoria sobre a evolução das espécies foi proposta, em 1809, pelo naturalista francês Jean Baptiste Pierre Antoine de Monet. Lamarck, como era conhecido, desenvolveu a Teoria dos Caracteres Adquiridos¹¹. Em 1859, o naturalista inglês Charles Darwin¹² debateu as

⁹ O termo *annealing* refere-se à forma como os metais líquidos são resfriados vagarosamente para garantir-se uma baixa energia e formatos de estruturas altamente sólidas.

¹⁰ Funções multimodais são aquelas que apresentam várias soluções ótimas locais.

¹¹ A Teoria dos Caracteres Adquiridos (ou Lei do Uso e Desuso) afirmava que as características adaptativas adquiridas por um indivíduo, durante sua vida, podem ser transmitidas às gerações futuras, por hereditariedade. Ou seja, os indivíduos perdem as características de que não precisam e desenvolvem as que utilizam (LAMARCK;

teorias de Lamarck, tentando explicar cientificamente a evolução das espécies por meio da seleção e adaptação natural das espécies (DARWIN, 2009). A Teoria da Evolução das Espécies, proposta por Darwin, afirma que a seleção natural depende muito das condições ambientais, onde determinadas características de um indivíduo podem ajudar na sua sobrevivência e reprodução. No processo de seleção natural, a competição por recursos naturais escassos resulta na dominância dos indivíduos mais adaptados sobre os menos aptos. Na medida em que as condições ambientais não variam, essas características adaptativas tornam-se comuns na população, pois são preservadas devido às vantagens seletivas que conferem a esses indivíduos. A reprodução contínua dos indivíduos, e suas interações com o ambiente, permitem o desenvolvimento de novas características adaptativas, cada vez mais complexas.

Os diversos atributos que determinam a capacidade de sobrevivência de um indivíduo são determinados pelo conteúdo genético particular dos seus cromossomos. A evolução manifesta-se como uma sucessão de mudanças nos atributos genéticos das espécies. Especificamente, a força da evolução é a ação conjunta da seleção natural com a recombinação do material genético que ocorre durante a reprodução dos indivíduos da espécie. A recombinação (ou cruzamento) cria a possibilidade de um arranjo genético exato para a formação de indivíduos melhores. A repetição sucessiva dos processos de seleção e de cruzamento provoca a evolução contínua do conjunto genético e a geração de indivíduos mais aptos a sobreviverem em ambientes competitivos. Portanto, a seleção natural leva à sobrevivência dos indivíduos mais adaptados e, implicitamente, à permanência dos melhores cromossomos (WHITLEY, 1994).

Os Algoritmos Evolucionários são técnicas de programação computacional inspiradas nos processos naturais de seleção e evolução das espécies que conduzem à sobrevivência dos indivíduos mais adaptados. Eles constituem um conjunto de ferramentas adequadas para a otimização de problemas complexos, especialmente quando não é possível a obtenção de um modelo analítico para solução por meio de processos matemáticos. Atualmente, há uma grande variedade de

MONET, J. B. P. A. *Philosophie zoologique, ou Exposition des considérations relatives à l'histoire naturelle des animaux*. Paris: Dentu, 1809.

¹² Em “A origem das espécies” (*The origin of species*), publicado inicialmente em 1859, sob o título “*On the origin of species by means of natural selection or, the preservation of favoured races in the struggle for life*” (DARWIN, 2009).

algoritmos com essas características como os Algoritmos Genéticos, Estratégias Evolucionárias e técnicas de Evolução Diferencial, que se diferenciam pelo mecanismo evolutivo adotado.

Uma das vantagens dos algoritmos evolucionários está no paralelismo implícito, ou seja, na operação simultânea sobre uma população de diversas soluções possíveis, diferentemente das técnicas de otimização tradicionais, que manipulam apenas uma a cada execução. Eles trabalham com regiões mais prósperas do espaço de busca, pois combinam a sobrevivência dos melhores indivíduos (seleção) com um procedimento de troca de informação genética (cruzamento e mutação), para formar uma estrutura de busca eficiente (LINDEN, 2008). Embora possam parecer simples do ponto de vista biológico, esses algoritmos são suficientemente complexos para fornecer mecanismos poderosos e robustos de busca adaptativa, conclui Goldberg (1989).

4.3.1 Algoritmos Genéticos

O fluxograma básico do Algoritmo Genético Simples (*Simple Genetic Algorithm*), proposto por Holland (1975), é apresentado na Figura 5. Inicialmente é constituída uma população de indivíduos, geralmente de forma aleatória. Cada indivíduo é um cromossomo que codifica uma possível solução para o problema de otimização. Em seguida, os indivíduos dessa população inicial são avaliados em termos de sua aptidão. A função de avaliação da aptidão dos indivíduos está relacionada ao objetivo do problema de otimização. Os indivíduos mais aptos são selecionados para reprodução. Os operadores de cruzamento e mutação são usados para criar uma nova geração de indivíduos, a partir dos cromossomos da população corrente. O mecanismo de cruzamento envolve a formação de pares de indivíduos progenitores para promover o intercâmbio da informação genética dos cromossomos e gerar os indivíduos descendentes. A mutação promove alterações esporádicas e aleatórias na informação genética para melhorar a diversidade dos indivíduos e explorar diferentes regiões do espaço de busca. Na sequência, a nova população é avaliada em termos de sua aptidão. A cada geração espera-se que seja adquirida uma melhor aptidão dos indivíduos, ou seja, uma aproximação da solução ótima para o problema. O ciclo evolucionário é repetido iterativamente até que uma solução considerada satisfatória seja encontrada ou um critério de parada caracterize a convergência do algoritmo. A decodificação da informação genética do cromossomo do melhor indivíduo na população corrente representa a solução do problema de otimização.

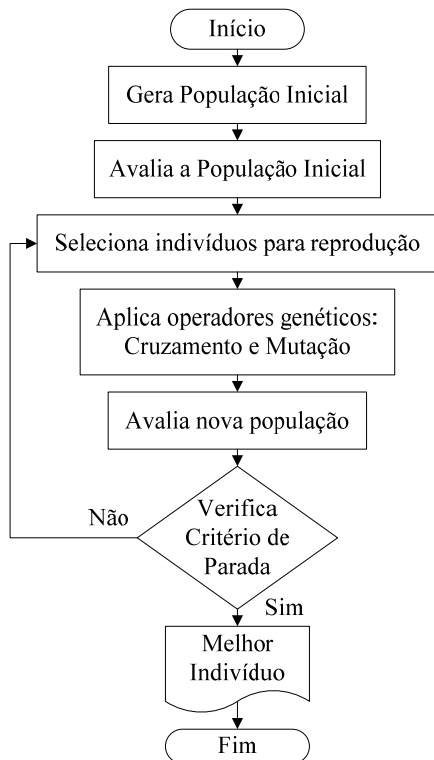


Figura 5 - Algoritmo Genético Simples (Adaptado de Holland, 1975).

4.3.1.1 Codificação cromossômica

Os algoritmos genéticos manipulam uma população de soluções potenciais para um problema de busca ou otimização. Especificamente, eles não operam diretamente com as próprias soluções, mas por meio de sua representação codificada, de forma análoga aos atributos genéticos dos indivíduos na natureza. Como o cromossomo biológico é composto por um conjunto de genes, responsáveis pelas características do indivíduo, é possível construir-se um cromossomo artificial onde cada gene represente um determinado parâmetro do sistema a ser otimizado. A escolha de uma base de codificação para as soluções do problema de otimização é fundamental para o desempenho do algoritmo genético. A codificação cromossômica deve representar as variáveis de decisão, as quais dependem da natureza do problema abordado, podendo assumir valores contínuos, discretos ou binários. Se a codificação for feita de forma aderente às características do problema, ela já incluirá as

informações necessárias à representação de sua solução, e permitirá que se evitem testes de viabilidade de cada uma das soluções geradas (LINDEN, 2008). Após a execução do algoritmo, a solução deve ser decodificada para ser utilizada na prática.

O esquema de codificação binário, introduzido por Holland (1975), é o mais utilizado, por ser simples e de fácil manipulação e análise. Como muitos problemas de otimização apresentam variáveis contínuas que assumem valores reais, o mecanismo de codificação dos cromossomos deve mapear cada solução como uma única sequência binária. Os códigos binários de todas as variáveis são concatenados para obter-se a sequência genética do cromossomo. Porém, uma desvantagem dessa codificação é que, em se tratando de parâmetros contínuos, caso se deseje uma melhor precisão dos valores a serem obtidos, é imprescindível a utilização de cromossomos extensos para representar as soluções. Por outro lado, esse esquema de codificação é muito aderente aos problemas de otimização combinatórios que envolvam variáveis de decisão binárias, como os problemas de seleção de projetos.

4.3.1.2 Mecanismo de seleção

O mecanismo de seleção modela o processo evolucionário natural, necessário à sobrevivência dos indivíduos mais aptos (GOLDBERG, 1989). Para que os melhores indivíduos sejam privilegiados durante o processo de seleção, cada membro da população é avaliado por uma função de aptidão (*fitness function*), relativa ao seu desempenho na função-objetivo do problema a ser otimizado. O valor da aptidão é uma característica intrínseca ao indivíduo, mas o grau de adaptação de cada indivíduo ao meio depende dos demais indivíduos da população corrente (WHITLEY, 1994). Os indivíduos mais aptos recebem um número maior de descendentes, para que sua informação genética tenha maiores chances de ser repassada às gerações subsequentes. Entretanto, os indivíduos com menor aptidão não devem ser completamente desprezados, a fim de se manter a diversidade genética da população, permitindo a exploração de soluções potencialmente melhores (SRINIVAS e PATNAIK, 1994).

Há vários métodos para a seleção dos indivíduos, porém os mais usados são o proporcional, roleta de sorteio, torneio e amostragem estocástica uniforme (LINDEN, 2008). Os indivíduos selecionados para reprodução constituem a população reprodutora, a qual é submetida aos operadores genéticos de cruzamento e mutação para formarem a população da próxima geração. Para evitar que a informação genética de um indivíduo com alto grau de adaptação seja perdida ao longo do

processo evolutivo, pode ser usado algum esquema de elitismo, onde os melhores indivíduos encontrados são mantidos nas gerações seguintes.

4.3.1.3 Operadores de cruzamento e mutação

O principal objetivo dos operadores genéticos de cruzamento e mutação é diversificar a informação genética dos cromossomos da população, buscando melhorar a aptidão dos indivíduos ao longo de sucessivas gerações, até o processo evolucionário chegar a um resultado satisfatório. Esses operadores são aplicados após a avaliação e seleção dos indivíduos para a reprodução, criando uma nova população a partir das sequências genéticas da população corrente. O ciclo de gerações é repetido até que um critério de finalização seja atingido.

O operador de cruzamento (*crossover*) simula o mecanismo de recombinação do material genético, onde as informações dos pares de cromossomos progenitores são intercambiadas para formar os cromossomos dos descendentes. A recombinação genética permite que as boas características adquiridas pelos indivíduos mais aptos sejam transmitidas às próximas gerações. Ao longo do processo evolucionário, é possível observar-se um elevado percentual de indivíduos com a presença das características dominantes. O cruzamento é a etapa responsável pela convergência do algoritmo, conduzindo a busca para a solução desejada no processo de otimização.

Dentre os indivíduos selecionados para reprodução, a escolha dos pares e das posições de ruptura (partição) dos cromossomos é aleatória (GREFENSTETTE, 1986). No entanto, a ocorrência da recombinação depende da taxa (ou probabilidade) de cruzamento. Os operadores mais comuns são o cruzamento em ponto único, duplo, multiponto e uniforme (LINDEN, 2008). O cruzamento em ponto único e duplo são os mais utilizados, pois preservam a estrutura genética e facilitam a convergência do algoritmo em grandes populações. No entanto, como tendem a reduzir a diversidade genética, a busca torna-se menos exploratória em populações menores (SRINIVAS e PATNAIK, 1994).

Após o cruzamento, os indivíduos são submetidos ao operador de mutação, cujo objetivo é provocar uma perturbação esporádica e aleatória no material genético dos cromossomos, buscando acrescentar ou restituir alguma informação inexistente ou perdida ao longo do processo evolucionário. A mutação reduz o problema de confinamento da busca em ótimos locais, direcionando o processo exploratório para outras regiões do espaço de soluções possíveis. Dessa forma, a mutação promove o aumento da diversidade e evita uma convergência prematura do algoritmo, especialmente em pequenas populações (WHITLEY,

1994). Seguindo a inspiração biológica, a probabilidade de mutação geralmente é um valor pequeno (SRINIVAS e PATNAIK, 1994).

4.3.1.4 Parâmetros de controle

Pode-se entender o funcionamento dos algoritmos genéticos como uma combinação equilibrada entre o aproveitamento das melhores soluções já amostradas e a obtenção de novas soluções em regiões ainda não exploradas. Esse equilíbrio está relacionado aos parâmetros de controle adotados, os quais dependem da natureza do problema, do algoritmo utilizado e das interações entre os operadores genéticos (WHITLEY, 1994). Os parâmetros de controle mais importantes são as taxas de cruzamento e mutação, o tamanho da população, o número de gerações e os critérios de convergência do algoritmo. A escolha de parâmetros de controle ótimos tem sido debatida em pesquisas analíticas e empíricas, mas ainda é uma questão em aberto, embora alguns conjuntos de parâmetros sugeridos na literatura garantam um bom desempenho na maioria dos problemas (SRINIVAS e PATNAIK, 1994).

Uma taxa de cruzamento alta incentiva a recombinação da informação genética e torna a busca mais exploratória, porém aumenta a probabilidade de ruptura de alguns cromossomos que representam boas soluções. Uma taxa de mutação elevada tende a transformar o algoritmo em uma busca aleatória, mas também ajuda a recuperar a informação genética perdida ao longo do processo evolucionário e a escapar de ótimos locais. Populações maiores melhoram a diversidade dos indivíduos e evitam a convergência prematura para um ótimo local, mas aumentam o esforço computacional e o tempo para obtenção da solução final. Em grandes populações a busca torna-se exaustiva e pouco eficiente. A literatura usualmente recomenda a combinação de taxas de cruzamento e mutação baixas em populações mais numerosas, e vice-versa (DEJONG e SPEARS, 1990; GREFFENSTETTE, 1986).

A criação dos indivíduos da população inicial geralmente é aleatória, mas é desejável que representem soluções factíveis e estejam bem distribuídos no espaço de busca, para aumentar a eficiência e melhorar a convergência (CARRANO, NETO e TAKAHASHI, 2004; WHITLEY, 1994). Em alguns problemas, a escolha do tamanho da população e a forma de geração dos indivíduos da população inicial dependem da experiência e conhecimento do usuário a respeito da função a ser otimizada (BARRETO, 2001). Quando submetidos ao cruzamento e mutação, os progenitores viáveis podem resultar em descendentes inviáveis. Essa possibilidade deve ser evitada usando-se um mecanismo para testar a viabilidade dos indivíduos. A literatura

apresenta diversas abordagens para o tratamento da viabilidade dos indivíduos, tanto em relação à codificação genética dos cromossomos como às restrições do problema (CARRANO, NETO e TAKAHASHI, 2004; LINDEN, 2008). Os critérios de finalização do algoritmo genético dependem do problema abordado. Geralmente é especificado um número de gerações a serem processadas, embora também possam ser utilizados outros critérios, como tempo de processamento, valor de aptidão desejado ou grau de similaridade entre os indivíduos.

4.3.1.5 Capacidade de otimização

A deficiência dos métodos tradicionais de otimização em espaços de busca complexos, desconhecidos e extensos, pontuados por multimodalidade e diversas restrições, tem gerado grande interesse nas técnicas de otimização meta-heurísticas. Dentre elas, os algoritmos genéticos destacam-se por serem um método de busca robusto, flexível e de aplicação geral, que não apresenta grande dependência dos valores iniciais (GOLBERG, 1989). Eles operam com a codificação de um conjunto de parâmetros e executam uma busca em todo o espaço de soluções possíveis (KAGAN; SCHMIDT *et al.*, 2009). Os algoritmos genéticos fazem uso de informações históricas para direcionar o processo de busca e explorar diferentes áreas do espaço de soluções, onde possam ser encontrados os melhores indivíduos (soluções) ao longo do processo evolutivo (iterações). As informações históricas são obtidas através do repasse do material genético dos indivíduos às gerações sucessoras. O direcionamento da busca é feito, basicamente, pelo valor da função de aptidão dos indivíduos e pelos mecanismos de seleção e reprodução. A capacidade de exploração do espaço de soluções é garantida pelo operador de mutação.

Os métodos de otimização matemáticos que utilizam gradiente da informação e que seguem as derivadas para otimizar uma função-objetivo são muito dependentes dos pontos iniciais e podem convergir para um ótimo local. Por outro lado, os algoritmos genéticos empregam uma estratégia de busca estruturada, paralela e direcionada aos pontos de maior valor para a função de aptidão (máximos ou mínimos da função-objetivo), combinada a um procedimento probabilístico, parcialmente aleatório, que evita o aprisionamento em ótimos locais (LINDEN, 2008). Os algoritmos genéticos usam modelos relativamente simples e não necessitam de funções-objetivos diferenciáveis. Toda a informação relativa ao problema é modelada na função de avaliação da aptidão, que inclui a codificação e decodificação cromossômica. Eles são particularmente adequados para a otimização de problemas

complexos reais, especialmente os de natureza combinatória e quando não é possível a obtenção de um modelo analítico para solução por meio de técnicas matemáticas tradicionais (WHITLEY, 1994).

Por serem técnicas de busca probabilística, em certas condições e a partir de um mesmo conjunto de parâmetros e população inicial, os algoritmos genéticos podem encontrar soluções diferentes a cada vez que são executados. Portanto, eles não garantem, necessariamente, a obtenção da solução ótima global, mas garantem encontrar uma solução de boa qualidade para o problema (LINDEN, 2008). Apesar do bom desempenho, algumas questões permanecem em aberto, como a escolha dos parâmetros de controle, o papel exato do cruzamento e da mutação, a caracterização dos espaços de busca viáveis para otimização e as propriedades de convergência (SRINIVAS e PATNAIK, 1994).

4.3.2 Estratégias Evolucionárias

As estratégias evolucionárias (*Evolution Strategies*) são algoritmos meta-heurísticos que não necessitam a codificação das soluções, pois operam com a representação em ponto flutuante (RECHENBERG, 1971). Ao contrário dos algoritmos genéticos, que usam recombinação e mutação, as estratégias evolucionárias usam apenas o operador de mutação para provocar uma perturbação nas soluções possíveis. As melhores sequências progenitoras não idênticas são escolhidas pelo operador de seleção para formar a próxima geração, a partir de mutações nos seus cromossomos. Como os melhores indivíduos são sempre selecionados, uma evolução na qualidade da população ao longo das gerações pode ser obtida. O processo iterativo é repetido até que um número máximo de gerações seja atingido. No entanto, a estratégia evolucionária necessita de grandes populações para evitar a convergência prematura do algoritmo, o que aumenta o esforço computacional para obtenção de soluções de qualidade.

4.3.3 Evolução Diferencial

Diferentemente das estratégias evolucionárias e dos algoritmos genéticos, que seguem uma função de distribuição de probabilidade para provocar uma perturbação nos indivíduos, a Evolução Diferencial (*Differential Evolution*) é uma meta-heurística que adota combinações aritméticas, baseadas em fatores de ponderação da diferença entre os indivíduos (STORN e PRICE, 1997). Basicamente, em cada geração, a população descendente é obtida pela aplicação dos operadores de mutação e recombinação. O operador de recombinação consiste no intercâmbio da informação entre os indivíduos modificados e originais.

O operador de seleção compara os novos indivíduos, obtidos a partir da mutação e da recombinação, com relação aos indivíduos originais da população progenitora, usando as funções-objetivo. Portanto, diferentemente do operador de seleção dos outros algoritmos evolucionários, o operador de seleção executa comparações para que a próxima geração seja formada pelos melhores indivíduos das populações progenitoras e descendentes. Segundo Leite da Silva *et al.* (2010), o algoritmo de evolução diferencial requer menor esforço computacional, sendo mais adequado a espaços de busca contínuos, porém a qualidade das soluções obtidas é inferior a de outros algoritmos meta-heurísticos.

4.4 RECOZIMENTO SIMULADO

A meta-heurística baseada no Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*) é uma técnica de busca probabilística fundamentada nos princípios termodinâmicos. O recozimento é um processo usado em metalurgia para obtenção de estados de baixa energia, onde a temperatura do sólido é aumentada para obter a sua fusão. Em seguida, a temperatura é lentamente reduzida para que o resfriamento solidifique o material. Esse resfriamento controlado permite a organização dos átomos do material em uma estrutura uniforme e com energia mínima, o que lhe garante maior robustez.

Analogamente, o algoritmo de Recozimento Simulado substitui uma solução atual por uma nova solução em sua vizinhança no espaço de busca, escolhida de acordo com uma função-objetivo e uma variável relativa à temperatura. Quanto maior a temperatura, maior a componente aleatória na escolha da próxima solução. A medida que a temperatura for lentamente reduzida, o algoritmo tende a convergir para uma solução ótima. O recozimento simulado permite, no início do processo, uma busca de soluções mais distantes do ponto de partida, e uma busca mais localizada na vizinhança, quando o algoritmo estiver convergindo para a solução ótima (KIRKPATRICK, GELATT e VECCHI, 1983).

4.5 BUSCA TABU

O algoritmo de Busca Tabu (*Tabu Search Algorithm*) é uma técnica de otimização meta-heurística que usa uma memória flexível das soluções previamente visitadas (GLOVER, 1989). Essa memória guia o processo, de forma que a busca não seja interrompida ou perturbada enquanto não houver melhoria na solução corrente. O algoritmo evita que os ótimos locais recentemente visitados tenham um efeito atrativo

na trajetória da busca, assegurando uma exploração mais inteligente quando comparada aos métodos de busca local tradicionais.

A Busca Tabu é baseada nos conceitos de vizinhança (*neighborhood*), movimento (*movement*), lista tabu, critério de aspiração (*aspiration criterion*), intensificação e diversificação. A vizinhança de uma solução é definida como o conjunto de soluções obtidas por pequenas modificações executadas na solução presente (movimentos). O processo de definir a vizinhança e selecionar o melhor vizinho para a próxima iteração é chamado intensificação. Este procedimento é aplicado mesmo quando o melhor vizinho for pior que a solução corrente, segundo algum critério predeterminado. Uma lista tabu com as soluções parciais ou completas é mantida com o intuito de prevenir ciclos e encorajar melhor movimentação através do espaço, evitando o aprisionamento prematuro em ótimos locais. O algoritmo não permite o movimento para uma solução que contenha elementos presentes nessa lista, sendo atualizada assim que uma determinada solução transcorre todo o espaço. Uma restrição tabu pode ser ignorada quando uma solução visitada for a melhor solução encontrada até aquele momento. Isso é determinado pelo critério de aspiração que permite que uma solução proibida pela lista tabu seja excepcionalmente visitada. Finalmente, um procedimento de diversificação deve ser empregado esporadicamente, reiniciando o processo de intensificação com novas soluções iniciais, auxiliando a meta-heurística a evitar o aprisionamento em ótimos locais. A diversificação permite que o algoritmo faça uma busca mais ampla, visitando regiões ainda não exploradas e com maior probabilidade de envolver todo o universo de soluções possíveis. Embora a busca tabu permita uma análise exaustiva na vizinhança de boas soluções, a dimensão dessa região pode comprometer o desempenho computacional (LEITE DA SILVA *et al.*, 2011).

4.6 SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS

Os Sistemas Imunológicos Artificiais (*Artificial Immune Systems*) são meta-heurísticas que tentam capturar alguns princípios de aprendizagem e memória dos sistemas imunológicos naturais inatos e adaptativos dos vertebrados, baseando-se nos conceitos de reprodução, hipermutação, seleção e edição de receptor (*receptor editing*). As soluções são codificadas na forma de anticorpos do sistema imunológico artificial, os quais geram novos indivíduos, herdeiros das características dos anticorpos progenitores (clones), que evoluem por meio de operadores de reprodução (clonagem). Uma medida de afinidade

(aptidão) é utilizada de forma a privilegiar a reprodução dos anticorpos mais adaptados ao ambiente (seleção clonal) para buscar um conjunto de soluções ótimas. A hipermutação é usada para tentar obter anticorpos com maior afinidade, adicionando uma perturbação em cada clone. O operador de edição de receptor é usado para escolher os melhores anticorpos obtidos na aplicação do operador de seleção. Ao longo de um número de gerações, obtém-se uma evolução na população de anticorpos com alto grau de afinidade, que representam as soluções do problema. Os sistemas imunes artificiais são usados em diversas áreas de aplicação, como controle, robótica, análise de dados e, especialmente, no reconhecimento de padrões e detecção de falhas, devido à capacidade de processamento das informações (DASGUPTA, 1998).

4.7 ENXAMES DE PARTÍCULAS

O algoritmo de otimização baseado em Enxames de Partículas (*Particle Swarm Optimization*) foi inspirado pelo movimento sincronizado dos bandos de pássaros (KENNEDY e EBERHART, 1995). Embora os pássaros voem de forma independente, alguma informação pode ser compartilhada entre seus membros, surgindo um comportamento social no voo em grupo. No algoritmo de otimização, uma velocidade é atribuída a cada partícula e elas voam percorrendo o espaço de estados do problema, seguindo as melhores partículas. Nesse processo, cada partícula é afetada por três fatores, que incluem a sua velocidade, sua melhor posição atingida até um dado momento e a melhor posição global atingida pelo conjunto de partículas. A cada iteração do algoritmo a velocidade das partículas é alterada e a melhor posição atingida por cada partícula é atualizada, de forma a convergirem para um ponto que represente a solução ótima.

Essa meta-heurística também pode ser aplicada na solução de problemas multiobjetivos, onde a avaliação das funções-objetivos considera a dominância das soluções na movimentação das partículas, armazenando as soluções não dominadas de forma a convergir para a fronteira de Pareto. O algoritmo de enxame de partículas requer que a velocidade e a posição das partículas sejam atualizadas em cada iteração, mas não se pode garantir que as soluções da próxima iteração sejam melhores que as anteriores. Portanto, o enxame de partículas tem dificuldades de intensificar a busca em uma área local, quando as soluções não podem ser melhoradas pelo processo de atualização para as próximas iterações (LEITE DA SILVA *et al.*, 2011).

4.8 COLÔNIA DE FORMIGAS

As formigas vivem em comunidade e buscam estabelecer a melhor rota (menor caminho) desde suas colônias até as fontes de alimento. Esse resultado somente é possível porque elas deixam ao longo das trilhas percorridas uma substância chamada feromônio. Quanto mais curto o caminho, o feromônio permanece por mais tempo, antes de evaporar. Dessa forma, mais formigas seguem essa trilha e maior quantidade de feromônio é depositada.

O algoritmo de otimização baseado em Colônia de Formigas (*Ant Colony Optimization*) adota regras probabilísticas para movimentar as formigas no espaço de busca (DORIGO e GAMBARDELLA, 1997). Essas regras são baseadas em algum conhecimento sobre o problema (função heurística) e nas trilhas de feromônios deixadas no caminho. No algoritmo, cada formiga representa uma tentativa de encontrar uma solução, onde as trilhas referem-se às possíveis soluções do problema, ou seja, a busca de caminhos em um grafo. Duas regras são usadas para atualizar as trilhas de feromônios. A regra de atualização local é executada enquanto as soluções são construídas pelas formigas, cujo objetivo é reduzir o comprimento das trilhas. A regra de atualização global é aplicada quando todas as formigas já tenham terminado suas buscas. Essa regra usa a informação da melhor solução encontrada pelas formigas para atualizar as trilhas de feromônio para a próxima iteração do algoritmo, ou seja, a busca de trilhas por um novo grupo de formigas. A evaporação do feromônio é usada para evitar a convergência do algoritmo para ótimos locais (em caminhos mais longos o feromônio se evapora até a formiga voltar à colônia). O objetivo é aumentar as trilhas de feromônios mais curtas (melhores soluções) e reduzir a quantidade de feromônio nas soluções menos importantes.

O algoritmo de colônia de formigas tem sido usado na solução de problemas combinatórios do tipo “caixeiro viajante”, especialmente onde o grafo de busca apresentar comportamento dinâmico (DORIGO e GAMBARDELLA, 1997). Como a colônia de formigas pode mudar várias vezes e se adaptar às mudanças em tempo real, o algoritmo é adequado aos problemas de otimização para roteamento de redes e transportes (GUNTSCHE, 2004). Devido às suas características operacionais, o algoritmo colônia de formigas não necessita de um procedimento inteligente para construir soluções iniciais razoáveis, tomadas como pontos de partida para a busca, mas é muito dependente da função heurística adotada.

4.9 ALGORITMOS GENÉTICOS MULTIOBJETIVOS

A presença de múltiplos objetivos em um problema geralmente gera um conjunto de soluções não dominadas, em vez de uma única solução ótima. Na ausência de alguma informação adicional, nenhuma das soluções Pareto-Ótimas (não dominadas) pode ser definida como melhor que qualquer outra. Isso requer que sejam encontradas tantas soluções Pareto-Ótimas quanto possível. Embora haja uma grande diversidade de técnicas de programação matemática disponíveis na literatura especializada, elas apresentam certas limitações no tratamento dos problemas de otimização multiobjetivo.

Algumas técnicas de programação matemática exigem funções-objetivo e restrições diferenciáveis, enquanto outras são suscetíveis à forma da fronteira de Pareto, não sendo apropriadas à otimização de problemas multiobjetivos cuja fronteira seja côncava, multimodal (com vários ótimos locais) ou descontínua. Muitas técnicas de otimização geram uma única solução a cada execução do algoritmo e requerem diversas execuções usando diferentes pontos de partida, o que demanda maior tempo de processamento (COELLO COELLO, 2006). Os métodos clássicos de otimização matemática e as técnicas de análise multicritério sugerem a conversão do problema multiobjetivo em um problema mono-objetivo para a obtenção de uma solução particular a cada vez. Porém, essa abordagem requer uma função ponderada para agregação dos objetivos e exige várias análises consecutivas a fim de se obter um conjunto de soluções ótimas.

Richard Rosemberg (1967) descreveu a primeira possibilidade de uso dos algoritmos evolucionários para resolver um problema de otimização multiobjetivo. Embora o autor não tenha proposto um algoritmo, o problema multiobjetivo foi redefinido como um problema mono-objetivo e resolvido por um algoritmo genético convencional. Desde então, houve pouca evolução no tema até David Schaffer (1984) propor o *Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA)*, considerado o primeiro algoritmo evolucionário multiobjetivo. O VEGA consiste em uma modificação na lógica do Algoritmo Genético Simples de Holland (1975) que inclui um laço no procedimento de seleção original, fazendo com que seja repetido separadamente para cada objetivo, até atingir um número predefinido de indivíduos para reprodução. Ele incorpora um mecanismo de seleção no qual, a cada geração, subpopulações são formadas para executar uma seleção proporcional, de acordo com cada função-objetivo do problema. Essas subpopulações são misturadas para obter-se uma nova população, na qual o algoritmo genético aplica os

operadores usuais de cruzamento e mutação. Segundo Coello Coello (2006), a principal deficiência do VEGA é a incapacidade de reter soluções com bom desempenho e que poderiam ser candidatas potenciais a tornarem-se não dominadas, mas não sobrevivem no esquema de seleção proposto.

Após o VEGA, várias outras abordagens foram propostas. A mais popular usa funções de agregação linear, que consistem na somatória de todas as funções-objetivo para obter-se um valor único, adotado como a aptidão dos indivíduos no algoritmo genético. Algumas funções de agregação não lineares também foram propostas (COELLO COELLO, 1998). A deficiência dessas abordagens é a dificuldade na definição dos fatores de ponderação das funções-objetivos. No método de ordenação lexicográfica (*lexicographic ordering*), proposto por Gacôgne (1997), um único objetivo, eleito como o mais importante, é primeiramente otimizado, desconsiderando-se os demais. Em seguida, o segundo objetivo mais importante é otimizado, sem reduzir a qualidade da solução obtida no primeiro objetivo. O processo se repete para os demais objetivos do problema. No entanto, esse método não considera as relações de dominância entre as soluções.

David E. Goldberg (1989) sugeriu a primeira incorporação direta do conceito de otimalidade de Pareto em um algoritmo evolucionário, cujo mecanismo de seleção adota um procedimento para ordenação das soluções não dominadas (*non-dominated ranking*), a fim de mover a população na direção da fronteira de Pareto do problema multiobjetivo. O fundamento dessa proposta é encontrar um conjunto de soluções não dominadas pelo restante da população, às quais é atribuído o melhor índice de posição no ranque. Essas soluções são desconsideradas nas análises posteriores. A partir da população remanescente, outras soluções não dominadas são identificadas, às quais é atribuído o índice de segunda posição no ranque. O processo é repetido até que toda a população seja apropriadamente ordenada. Goldberg (1989) também sugeriu uma técnica de nichos e compartilhamento (*fitness sharing*) para manter uma diversidade dos indivíduos na fronteira não dominada, evitando a convergência do algoritmo para um ponto único. Embora Goldberg não tenha implantado tais procedimentos, praticamente todos os algoritmos evolucionários multiobjetivos posteriores foram influenciados por suas ideias (COELLO COELLO, 2006).

Um algoritmo evolucionário multiobjetivo eficiente deve combinar um bom processo de seleção dos indivíduos não dominados com um mecanismo adequado para manter a diversidade da população. Além disso, deve encontrar o maior número possível de soluções não

dominadas, com boa distribuição na fronteira de Pareto obtida, cuja distância em relação à fronteira Pareto-Ótima verdadeira deve ser a mínima possível (FONSECA e FLEMMING, 1995; ZITZLER e THIELE, 1999). Outras características importantes requeridas nos algoritmos genéticos multiobjetivos é um mecanismo elitista eficiente para manter as soluções de qualidade previamente encontradas (ZITZLER, DEB e THIELE, 2000), uma forma adequada para o tratamento das restrições do problema e um bom desempenho computacional (DEB *et al.*, 2002; FONSECA e FLEMMING, 1998).

Os algoritmos genéticos mais recentes são particularmente adequados para resolver problemas de otimização combinatórios com múltiplos objetivos, pois tratam simultaneamente um conjunto de soluções possíveis (população) e as avaliam em função dos critérios de otimalidade de Pareto. Essa característica permite encontrar várias soluções não dominadas em uma única execução do algoritmo, sem a necessidade de funções de agregação e fatores de ponderação definidos *a priori* (DEB *et al.*, 2002). Além disso, os algoritmos genéticos multiobjetivos não requerem funções-objetivo e restrições diferenciáveis e são menos suscetíveis à forma ou continuidade da fronteira de Pareto (WANG, LIN e LI, 2005). Os algoritmos evolucionários multiobjetivos mais importantes são apresentados nas seções seguintes.

4.10 ALGORITMO NSGA

O algoritmo genético multiobjetivo NSGA (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm*), proposto por Srinivas e Deb (1994), é baseado na classificação dos indivíduos em várias camadas, como sugerido por Goldberg (1989). Antes do processo de seleção, todos os indivíduos da população corrente são analisados com base na não dominância e classificados em categorias por um valor de aptidão fictício (*dummy fitness value*), proporcional ao tamanho da população, para permitir um potencial reprodutivo igual para tais indivíduos. Para manter a diversidade da população, os indivíduos classificados são associados aos seus valores de aptidão fictícios e, em seguida, o grupo é ignorado, para que outra camada de indivíduos não dominados seja considerada. O processo continua até que todos os indivíduos da população sejam classificados. Como os indivíduos da primeira fronteira têm o maior valor de aptidão, eles sempre ganham mais cópias que o resto da população. Coello Coello (2006) afirma que o algoritmo NSGA não é muito eficiente, pois a classificação de Pareto deve ser repetida

exaustivamente, sendo possível obter-se o mesmo objetivo de forma mais eficiente, como no algoritmo NSGA-II (DEB *et al.*, 2002).

4.11 ALGORITMO NPGA

O NPGA (*Niched Pareto Genetic Algorithm*), proposto por Horn, Nafpliotis e Goldberg (1994), é um algoritmo genético multiobjetivo baseado em nichos que usa um processo para ordenação dos indivíduos não dominados durante a etapa de seleção por torneio. No NPGA, dois indivíduos são aleatoriamente escolhidos e comparados com um subconjunto do restante da população corrente. Vence o torneio o indivíduo não dominado pelos indivíduos do subconjunto da população. As outras possíveis situações são consideradas empate, ou seja, ambos os competidores são dominados, ou não dominados. Nesses casos, o desempate do torneio pode ser decidido através do valor de aptidão dos indivíduos. Entretanto, o NPGA exige o estabelecimento de um parâmetro para definir o tamanho do nicho para o subconjunto a ser usado na comparação da população.

4.12 ALGORITMO MOGA

No algoritmo genético multiobjetivo MOGA (*Multi-Objective Genetic Algorithm*), apresentado por Fonseca e Fleming (1993), a classificação de um dado indivíduo corresponde ao número de indivíduos na população corrente pelo qual é dominado. Aos indivíduos não dominados é atribuído o melhor valor de aptidão. Todos eles recebem o mesmo valor de aptidão para que possam ser amostrados com a mesma taxa. Os indivíduos dominados são penalizados de acordo com a densidade da população na região à qual pertencem. O valor de aptidão é usado para verificar a densidade da região em torno de cada indivíduo dominado. De forma prática, o MOGA utiliza um procedimento para ordenação dos indivíduos onde toda a população é verificada e os indivíduos não dominados recebem um ranque unitário. O restante da população recebe um determinado ranque, cujo indicador de cada indivíduo é igual ao número de indivíduos que o dominam, acrescido de uma unidade. Esse ranque é utilizado no procedimento de seleção para reprodução (FONSECA e FLEMING, 1993).

Estudos comparativos de Veldhuizen e Lamond (2000) apontam a superioridade do MOGA, seguido pelo NPGA e, por último, o NSGA. Segundo Coello Coello (2006), essa primeira geração de algoritmos evolucionários multiobjetivos caracterizou-se pela simplicidade

metodológica, cujo principal aprendizado foi o reconhecimento da necessidade de um bom mecanismo para identificar e selecionar os indivíduos não dominados, combinado a uma técnica eficiente para manter a diversidade. No entanto, essa geração não adota mecanismos elitistas para manter as melhores soluções não dominadas encontradas.

4.13 ALGORITMO SPEA

Muitos autores creditam a Zitzler e Thiele (1998) o início da segunda geração de algoritmos evolucionários multiobjetivos, com a introdução formal do conceito de elitismo, proposto no algoritmo SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*). Desde então, os pesquisadores começaram a incorporar populações externas aos algoritmos evolucionários multiobjetivos, e o uso de técnicas de elitismo tornou-se uma prática comum, sendo um requisito importante para garantir a convergência. Embora diversos algoritmos tenham sido propostos nessa fase, muitos pesquisadores concordam que poucos sejam referências consensuais, salienta Coello Coello (2006).

O elitismo geralmente refere-se ao uso de uma população externa, também chamada de população secundária, para armazenar os indivíduos não dominados encontrados ao longo do processo evolucionário. A principal razão para uso desse mecanismo é o fato que um indivíduo não dominado pela população corrente não significa, necessariamente, que seja não dominado pelos indivíduos de todas as populações geradas pelo algoritmo evolucionário. Portanto, necessita-se uma forma de garantir que as soluções finais sejam não dominadas com relação a quaisquer outras soluções que o algoritmo tenha produzido. A forma mais intuitiva de se executar esse procedimento é armazenar, em um conjunto externo, todas as soluções não dominadas que forem encontradas. Esse conjunto externo é chamado de população de elite. Se um indivíduo for candidato a entrar no conjunto de elite e for dominado pelos seus elementos, então sua entrada não é permitida. Ao contrário, se o candidato dominar algum indivíduo do arquivo, sua entrada é permitida e a solução dominada é retirada da população de elite.

O uso do elitismo suscita alguns questionamentos, como a forma de interação do conjunto de elite com a população principal no processo de seleção dos indivíduos para reprodução (se somente a população principal, ou ambas, devem reproduzir), o tamanho ideal da população de elite (em função de capacidade de memória) e a imposição de critérios adicionais para a entrada de um indivíduo no conjunto de elite, além dos critérios de dominância de Pareto e a distribuição das soluções.

O elitismo também pode ser introduzido por meio de um processo de seleção, onde os progenitores competem com seus descendentes. Assim, os indivíduos não dominados que cumpram algum critério adicional, como proporcionar uma melhor distribuição das soluções, são selecionados para a geração seguinte (COELLO COELLO, 2006).

O algoritmo SPEA foi concebido como uma forma de integrar diferentes algoritmos evolucionários multiobjetivos, usando um arquivo externo contendo o conjunto dos indivíduos não dominados, obtidos desde a primeira geração e que participam de todos os operadores genéticos. Em cada geração, os indivíduos não dominados são copiados para esse conjunto de elite, para os quais é calculado um valor de peso ou força (*Strength Value*). Esse peso é similar ao valor do ranque do MOGA (FONSECA e FLEMING, 1993), pois é proporcional ao número de soluções que cada indivíduo domina. No SPEA, a aptidão de cada indivíduo da população corrente é calculada de acordo com os pesos de todas as soluções não dominadas do conjunto de elite que o dominam. O processo para atribuição da aptidão considera, simultaneamente, tanto a distribuição das soluções no espaço como sua proximidade da fronteira de Pareto. Assim, em vez de usar nichos baseados na distância, a dominância de Pareto é usada para assegurar que as soluções estejam adequadamente distribuídas ao longo da fronteira eficiente. Como o conjunto externo de soluções não dominadas participa do processo de seleção, se o seu tamanho aumentar muito, pode reduzir a eficiência da seleção, tornando a busca mais lenta. Para que seu tamanho permaneça abaixo de certo limite, podem-se adotar técnicas de podas no conjunto externo, mas que aumentam a complexidade computacional do algoritmo (ZITZLER e THIELE, 1998).

4.14 ALGORITMO PAES

O algoritmo PAES (*Pareto Archived Evolution Strategy*), proposto por Knowles e Corne (2000), consiste de uma estratégia evolucionária onde um único progenitor gera um único descendente por meio de mutação (estratégia 1+1). Se o descendente domina o progenitor, esse descendente é aceito como o próximo progenitor e o processo iterativo continua. Se o descendente é dominado pelo progenitor, esse descendente é descartado e um novo descendente é gerado por mutação. Se não há dominância entre progenitor e descendente, a escolha é feita comparando-os com um arquivo histórico que armazena as soluções não dominadas previamente encontradas. Se o descendente domina algum membro do arquivo ele é aceito como o

novo progenitor e as soluções por ele dominadas são excluídas do arquivo. Por outro lado, se o descendente não domina nenhum membro do arquivo, ele é analisado quanto à proximidade das soluções contidas no arquivo. Se o descendente reside em uma região menos povoada do espaço de objetivos, entre os membros do arquivo, ele é aceito como o novo progenitor e uma cópia é adicionada ao arquivo. Esse arquivo histórico é o mecanismo elitista adotado no PAES, usado como um conjunto de referência com o qual cada indivíduo mutado é comparado. O PAES faz uso de um procedimento de concentração (*crowding procedure*) que divide, de forma determinística, o espaço de objetivos em nichos para manter a diversidade da população. Cada solução é colocada em uma espécie de grade de localização, baseada nos valores de seus objetivos, que são usados como as suas coordenadas de posicionamento. O mapa dessa grade indica o número de soluções que residem em cada local (KNOWLES e CORNE, 2000).

O APAES (*Adaptive Pareto Archived Evolution Strategy*) pode ser considerado como uma versão adaptativa do PAES original. Quando o progenitor corrente domina os descendentes gerados por meio de mutação por um número prefixado de vezes consecutivas, significa que a representação da corrente solução não tem potencial para explorar o espaço de busca a partir da posição a qual pertence. Portanto, a representação da corrente solução deve ser alterada para assegurar uma melhor exploração, a partir de um novo progenitor. Os procedimentos restantes do algoritmo permanecem os mesmos (MISHRA *et al.*, 2011). No entanto, ambos os algoritmos requerem a especificação do número de divisões do espaço de objetivos.

4.15 ALGORITMO SPEA2

O algoritmo SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*), proposto por Zitzler, Lautmanns e Thiele (2001), é uma melhoria do SPEA original que apresenta três diferenças principais com relação ao seu antecessor. Inicialmente, o SPEA2 incorpora uma estratégia melhorada de atribuição de aptidão que leva em consideração, para cada indivíduo, o número de indivíduos que ele domina e o número de indivíduos pelo qual é dominado. Para guiar a busca de forma mais eficiente, o SPEA2 usa uma técnica de estimação da densidade de vizinhança (*nearest neighbour density estimation technique*). Por fim, o SPEA2 apresenta um método de truncamento de arquivo que busca garantir a preservação das soluções limites (ZITZLER, LAUTMANNS

e THIELE, 2001). Por outro lado, a alta complexidade computacional é a principal deficiência do SPEA2, afirmam Deb *et al.* (2002).

4.16 ALGORITMO NSGA-II

Os algoritmos evolucionários multiobjetivos que usam ordenação das soluções não dominadas e função de compartilhamento (*Sharing Function*) têm sido criticados principalmente por sua alta complexidade computacional, pela necessidade de especificação de parâmetros e pelas deficiências no tratamento elitista (DEB *et al.*, 2002; COELLO COELLO, 2006). Para contornar essas dificuldades, Deb *et al.* (2002) propuseram o algoritmo genético multiobjetivo de ordenação não dominada NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm – II*), que é uma versão bem melhorada do NSGA original de Srinivas e Deb (1994). As diferenças entre eles são tão significativas que podem ser considerados algoritmos distintos, observa Coello Coello (2006). O algoritmo NSGA-II faz uso de um mecanismo elitista para preservar as boas soluções previamente encontradas, adota um procedimento rápido para ordenar as soluções não dominadas, envolve o tratamento das restrições e é independente do usuário, pois não requer ajuste prévio de nenhum parâmetro (DEB *et al.*, 2002).

No algoritmo NSGA-II, a atribuição da aptidão é feita pelo ranque de ordenação da não dominância dos indivíduos. Segundo os critérios de otimalidade de Pareto, um indivíduo é dito não dominado por outro se (i) o seu desempenho não for pior do que o outro em todos os objetivos e (ii) seu desempenho for estritamente melhor que o outro em pelo menos um objetivo. Assim, para cada indivíduo, é determinado o conjunto dos indivíduos que ele domina e por quantos indivíduos ele é dominado. A ideia básica do NSGA-II é classificar a população de soluções em diferentes fronteiras não dominadas. Assim, todos os indivíduos não dominados por quaisquer outros da população são atribuídos à primeira fronteira. Os indivíduos dominados somente pelos da primeira fronteira são atribuídos à segunda fronteira, e assim por diante, até que toda a população seja classificada.

Durante o processo evolutivo, é desejável que o algoritmo genético mantenha a diversidade e uma boa distribuição das soluções no conjunto de soluções Pareto-Ótimas. Alguns algoritmos, como o NSGA original, fazem uso da função de compartilhamento (*sharing function*), responsável por manter uma diversidade sustentável na população pelo ajuste apropriado de seus parâmetros. O parâmetro de compartilhamento σ_{share} é relacionado com a distância métrica usada para calcular uma

medida de proximidade entre dois membros de uma população. Ele denota o maior valor dessa distância, entre os quais quaisquer duas soluções dividem suas aptidões. Esse parâmetro geralmente é ajustado pelo usuário, embora existam algumas regras (DEB e GOLDBERG, 1989). No entanto, o desempenho da função de compartilhamento em manter a dispersão das soluções depende muito do valor adotado para σ_{share} e impõe maior complexidade computacional, pois cada solução deve ser comparada com todas as outras (DEB *et al.*, 2002).

No NSGA-II, a função de compartilhamento é substituída por um método de comparação da concentração da população (*crowded-comparison approach*) que reduz a complexidade computacional e não requer ajuste de parâmetros para manter uma diversidade sustentável na população. Para tanto, são definidos uma métrica de estimação da densidade e um operador de comparação da concentração da população. A densidade das soluções em torno de uma solução particular da população (*Crowding Distance*) é estimada calculando-se a distância média entre dois pontos vizinhos de cada lado dessa solução, em relação a todos os objetivos do problema. Durante a seleção, o NSGA-II usa um operador para comparação da concentração (*Crowded-Comparison Operator*) que considera tanto a classificação da não dominância de um indivíduo na população, como a sua distância da vizinhança. Dessa forma, as soluções não dominadas são preferidas sobre as soluções dominadas, porém, entre duas soluções com a mesma classificação de não dominância, a que reside na região menos concentrada é preferida.

O NSGA-II não faz uso de arquivos externos ou nichos, como outros algoritmos genéticos elitistas. O mecanismo elitista do NSGA-II consiste na combinação da população de progenitores e descendentes para selecionar as melhores soluções em função da aptidão e da distribuição dos indivíduos. Ele também incorpora uma modificação na definição de dominância, a fim de resolver eficientemente problemas multiobjetivos com restrições. A incorporação desses mecanismos proporciona menor complexidade computacional e melhor desempenho em relação aos algoritmos genéticos multiobjetivos antecessores (DEB *et al.*, 2002; COELLO COELLO, 2006). Os resultados de simulações em problemas complexos, conduzidos por Deb *et al.* (2002), demonstram que o NSGA-II é capaz de encontrar uma melhor diversidade e distribuição das soluções e de obter uma convergência mais próxima da fronteira Pareto-ótima verdadeira, quando comparado aos algoritmos elitistas PAES e SPEA2.

4.16.1 Ordenação rápida das soluções não dominadas

Nas abordagens usuais para identificar as soluções da primeira fronteira não dominada de uma população, cada solução é comparada com todas as outras da população para verificar a dominância. Nessa etapa do processo, todos os indivíduos não dominados da primeira fronteira são encontrados. Para encontrar os indivíduos da próxima fronteira não dominada, as soluções da primeira fronteira são desconsideradas temporariamente e as restantes são comparadas entre si para verificar a dominância. Esse processo é repetido para as outras fronteiras, até que todos os indivíduos sejam classificados.

No algoritmo NSGA-II, Deb *et al.* (2002) propuseram um procedimento rápido e eficiente para ordenação das soluções não dominadas (*Fast Non-dominated Sorting Procedure*). Inicialmente são calculados dois atributos para cada solução p da população P : (i) um contador de dominância n_p , para o número de soluções que dominam a solução p ; e (ii) um conjunto S_p das soluções dominadas pela solução p . As soluções não dominadas por nenhuma outra são identificadas e o seu contador de dominância assume valor zero ($n_p = 0$). Essas soluções são colocadas em uma lista \mathcal{F}_1 para comporem a primeira fronteira não dominada corrente. Na sequência, para cada solução p com $n_p = 0$ deve ser verificado cada membro q de seu conjunto S_p , cujo valor do seu contador de dominância é reduzido em uma unidade. Dessa forma, se para algum membro q o contador de dominância tornar-se zero, ele é colocado em uma lista separada Q . Esses membros pertencem à segunda fronteira não dominada \mathcal{F}_2 . O processo é continuado com cada membro de Q e as próximas fronteiras são identificadas, até que todas tenham sido obtidas. Para cada solução p no segundo nível ou em níveis superiores de não dominância, o contador n_p pode ser no máximo $(N - 1)$, onde N é o tamanho da população. Assim, cada solução p será verificada no máximo $(N - 1)$ vezes antes de seu contador de dominância n_p tornar-se zero. Nesse ponto, um nível de não dominância é atribuído à solução e ela não será mais verificada. O pseudocódigo para o procedimento rápido de ordenação não dominada é o seguinte:

Para cada $p \in P$;

$$S_p = \emptyset; n_p = 0;$$

Para cada $q \in P$;

Se $p < q$, então: [se p domina q]

$$S_p = S_p \cup \{q\}; \text{ [adiciona } q \text{ ao conjunto de soluções dominadas por } p]$$

Senão, se $q < p$, então: [se q domina p]
 $n_p = n_p + 1$; [incrementa o contador de dominância de p]
 Se $n_p = 0$, então: [se p pertence à primeira fronteira]
 $p_{rank} = 1$;
 $\mathcal{F}_1 = \mathcal{F}_1 \cup \{p\}$ [adiciona p à primeira fronteira]
 $i = 1$; [inicia o contador de fronteiras]
 Enquanto $\mathcal{F}_i \neq \emptyset$;
 $Q = 0$; [armazenador dos membros da próxima fronteira]
 Para cada $p \in \mathcal{F}_i$;
 Para cada $q \in S_p$;
 $n_q = n_q - 1$;
 Se $n_q = 0$, então: [se q pertence à próxima fronteira]
 $q_{rank} = i + 1$;
 $Q = Q \cup \{q\}$;
 $i = i + 1$;
 $\mathcal{F}_i = Q$;

4.16.2 Estimação da densidade das soluções

Para estimar a densidade das soluções em torno de uma solução particular na população, a distância média i_{dist} é calculada entre dois pontos vizinhos, em ambos os lados e para cada objetivo. Esse valor, chamado de distância da concentração (*Crowding Distance*), é uma estimativa do perímetro do cuboide formado pelos vizinhos mais próximos, tomados como vértices. A Figura 6 apresenta a *Crowding Distance* da i -ésima solução na sua fronteira, dada pelo comprimento médio dos lados do cuboide que envolve seus vizinhos mais próximos.

A determinação da distância da concentração requer a ordenação prévia da população em ordem crescente da magnitude de cada função-objetivo, em valores normalizados. Em seguida, para cada função-objetivo, as soluções extremas nas bordas (soluções com menor e maior valor) recebem um valor de distância infinito. Todas as soluções intermediárias recebem um valor de distância igual à diferença absoluta no valor normalizado da função-objetivo entre duas soluções adjacentes. Esse cálculo é continuado para todas as funções-objetivo. O valor total da distância de concentração é calculado pela soma das distâncias individuais correspondentes a cada função-objetivo. O pseudocódigo demonstra o processo de cálculo da distância da concentração de todas as soluções em um conjunto não dominado I , onde $I[i].m$ refere-se ao m -ésimo valor da função-objetivo do i -ésimo indivíduo do conjunto I e

os parâmetros f_m^{max} e f_m^{min} são, respectivamente, os valores máximo e mínimo da m -ésima função-objetivo (DEB *et al.*, 2002):

$l = |I|$; [determina o número de soluções em I]
 Para cada i , faça $I[i]_{dist} = 0$; [inicia o valor da distância]
 Para cada objetivo m ;
 $I = sort(I, m)$; [ordena os valores de cada objetivo]
 $I[1]_{dist} = I[l]_{dist} = \infty$; [para selecionar os pontos extremos]
 Para $i = 2, \dots, (l - 1)$; [considerando todos os pontos restantes]
 $I[i]_{dist} = I[i]_{dist} + (I[i + 1].m - I[i - 1].m) / (f_m^{max} - f_m^{min})$

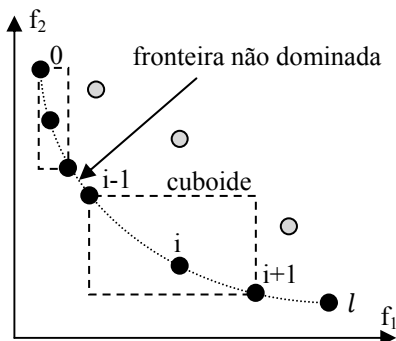


Figura 6 - Distância da concentração (Adaptado de Deb *et al.*, 2002).

4.16.3 Operador de comparação da concentração:

O operador de concentração da população \prec_n (*Crowded-Comparison Operator*) guia o processo de seleção nos vários estágios do NSGA-II na direção de uma fronteira uniformemente distribuída. Admite-se que cada indivíduo i da população tem dois atributos: (i) o ranque de não dominância i_{rank} e (ii) a distância da concentração i_{dist} . Assim, define-se uma ordenação parcial \prec_n onde i domina j ($i \prec_n j$) se $i_{rank} < j_{rank}$ ou se $i_{rank} = j_{rank}$ e $i_{dist} > j_{dist}$. Portanto, entre duas soluções com diferentes ordens de não dominância (ranques), prefere-se a solução de menor ordem (melhor posição no ranque). Ao contrário, se ambas as soluções pertencem à mesma fronteira, prefere-se a solução que esteja localizada em uma região menos densamente povoada, ou seja, com maior distância da concentração (DEB *et al.*, 2002).

4.16.4 Laço principal do algoritmo NSGA-II

No laço principal do NSGA-II, uma população de progenitores P_0 é inicialmente gerada de forma aleatória. Essa população é classificada e ordenada com base na não dominância. A cada solução é atribuída uma

aptidão correspondente ao seu nível de não dominância (ranque), onde 1 é o melhor nível, 2 o segundo, e assim por diante. Dessa forma, o algoritmo adota o critério de minimização da aptidão. Primeiramente, os operadores de seleção por torneio binário, recombinação e mutação são usados para criar uma população de descendentes Q_0 de tamanho N . Como o elitismo é introduzido para permitir a comparação da população corrente com as melhores soluções não dominadas previamente encontradas, o procedimento é diferente após a primeira geração.

No início das gerações subsequentes, uma população intermediária é formada pela combinação da população progenitora e descendente ($R_t = P_t \cup Q_t$), com o dobro do tamanho definido ($2N$). Esse procedimento assegura o elitismo, pois todos os membros da população progenitora e descendente são incluídos na população combinada R_t , e competem entre si para serem incluídos na próxima geração. Em seguida, a população R_t é ordenada pela não dominância dos indivíduos para compor as diferentes fronteiras ($\mathcal{F}_1, \mathcal{F}_2, \dots$).

As soluções pertencentes à melhor fronteira não dominada \mathcal{F}_1 representam as melhores soluções na população combinada e devem ser preferidas a quaisquer outras soluções. Se o tamanho do conjunto \mathcal{F}_1 for menor que N , todos os membros desse conjunto são transferidos para a nova população P_{t+1} . Os membros das fronteiras não dominadas subsequentes são usados para preencher a população P_{t+1} , na ordem de seus ranques. Assim, as soluções do conjunto \mathcal{F}_2 são escolhidas na sequência, seguidas pelas soluções de \mathcal{F}_3 e assim por diante, até que não se possa mais acomodar conjuntos na nova população. A fronteira \mathcal{F}_L é o último conjunto não dominado além do qual nenhum outro pode ser acomodado. Em geral, a quantidade de soluções de todos os conjuntos, desde \mathcal{F}_1 até \mathcal{F}_L , é maior que o tamanho da população. Para que sejam acomodados exatamente N membros na população, as soluções da última fronteira \mathcal{F}_L são ordenadas pelo operador de comparação da concentração \prec_n e escolhem-se as melhores soluções pela ordem decrescente, em número suficiente para preencher as vagas restantes da população, conforme ilustra a Figura 7.

A nova população P_{t+1} de tamanho N é usada para seleção, cruzamento e mutação, de forma a criar uma nova população Q_{t+1} de tamanho N . Embora seja adotada a seleção por torneio binário, o critério de seleção é baseado no operador de comparação da concentração \prec_n . Esse operador requer a determinação do ranque e da distância da concentração de cada solução da população, cujos valores são calculados enquanto a população P_{t+1} é formada. Não há necessidade de

ordenar toda a população de tamanho $2N$ pela não dominância, pois assim que é encontrado o número suficiente de fronteiras para obter os N membros de P_{t+1} , o processo de ordenação pode ser interrompido.

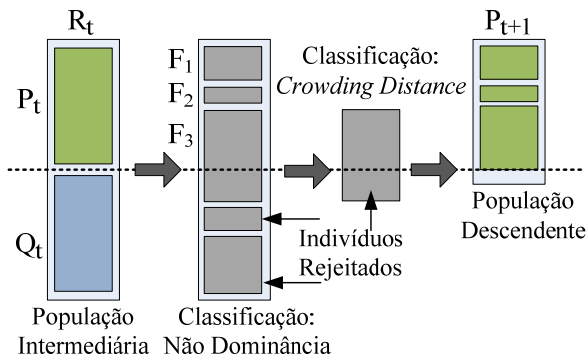


Figura 7 - Formação da população descendente (Deb *et al.*, 2002).

A diversidade das soluções não dominadas é introduzida pelo processo de comparação da concentração, usado tanto na seleção por torneio como na fase de redução da população. Como as soluções competem pelas distâncias da concentração, que é uma medida da densidade de soluções na vizinhança, nenhum parâmetro extra é necessário. Esse procedimento permite um tratamento rápido para ordenamento das soluções não dominadas e adota uma estratégia elitista que não faz uso de parâmetros de nichos. O pseudocódigo para as t -ésimas gerações ($t \geq 1$) do NSGA-II é o seguinte (DEB *et al.*, 2002):

$R_t = P_t \cup Q_t$; [combina progenitores e descendentes na população R_t]

$\mathcal{F} = \text{fast.non.dominated.sort}(R_t)$; [classifica R_t em função da não dominância e obtém as fronteiras não dominadas $\mathcal{F} = (\mathcal{F}_1, \mathcal{F}_2, \dots)$]

$P_{t+1} = \emptyset$ e $i = 1$;

Até que $|P_{t+1}| + |\mathcal{F}_i| \leq N$; [para que a população de progenitores seja preenchida]

$\text{crowding.distance}(\mathcal{F}_i)$; [calcula a distância da concentração em \mathcal{F}_i]

$P_{t+1} = P_{t+1} \cup \mathcal{F}_i$; [inclui a i -ésima fronteira na população progenitora]

$i = i + 1$; [verifica a próxima fronteira para inclusão]

$\text{Sort}(\mathcal{F}_i, <_n)$; [ordena \mathcal{F}_i em ordem decrescente usando o operador $<_n$]

$P_{t+1} = P_{t+1} \cup \mathcal{F}_i[1: (N - |P_{t+1}|)]$; [escolhe os melhores indivíduos de \mathcal{F}_i]

$Q_{t+1} = \text{make.new.pop}(P_{t+1})$; [cria a nova população Q_{t+1} usando a seleção, cruzamento e mutação]

Verificação da convergência. Se sim, parar e reportar resultados.

Senão, $t = t + 1$; [incrementa o contador e reinicia o laço principal]

4.16.5 Tratamento das restrições

Os algoritmos genéticos geralmente tratam as restrições por meio de parâmetros de penalizações na função de aptidão dos indivíduos. O NSGA-II não exige tais parâmetros, pois uma modificação na definição de dominância simplifica o tratamento dos problemas multiobjetivos com diversas restrições. No princípio de dominância com restrições (*Constrained Domination Principle*) adotado no NSGA-II, uma solução i é dita “dominar com restrições” uma solução j se alguma das condições for verdadeira (DEB *et al.*, 2002): (i) a solução i é viável e a solução j é inviável; (ii) as soluções i e j são ambas inviáveis, mas a solução i tem menor violação global das restrições; (iii) as soluções i e j são ambas viáveis e a solução i domina a solução j .

O método para tratamento das restrições do NSGA-II usa o operador de seleção por torneio binário, onde duas soluções são tomadas da população e a melhor solução é escolhida. No princípio de dominância com restrições, se ambas as soluções são inviáveis, vence o torneio a solução de menor violação global das restrições. Se uma solução é viável e outra é inviável, vence o torneio a solução viável. Se ambas as soluções são viáveis, vence o torneio a solução com o melhor ranque de não dominância, ou com a maior distância da concentração (se estiverem na mesma fronteira não dominada). Segundo Deb *et al.* (2002), esse tratamento não altera a complexidade computacional do algoritmo e os procedimentos restantes permanecem os mesmos, podendo ser usado em qualquer algoritmo evolucionário multiobjetivo.

4.16.6 Controle do Elitismo

Na otimização mono-objetivo, o elitismo significa privilegiar as melhores soluções correntes, a fim de preservá-las nas gerações subsequentes. Em alguns algoritmos, o elitismo é aplicado simplesmente pela transferência de um percentual predeterminado dos melhores indivíduos da população corrente para a população da próxima geração. Em outros algoritmos, as populações antecessora e sucessora são combinadas e os 50% melhores indivíduos são mantidos, para terem chances de sobreviverem nas próximas gerações.

No contexto da otimização multiobjetivo, o significado de solução de elite é diferente, pois todas as soluções que pertençam à melhor fronteira não dominada são as melhores da população e são igualmente importantes e, portanto, são soluções de elite. Em alguns casos, elas podem ser a maioria na população e, em princípio, todas devem ser preservadas. Nesse caso, poucas soluções novas podem ser

aceitas nas populações subsequentes e a busca pode estagnar ou convergir prematuramente para um conjunto de soluções subótimas. Portanto, a extensão do elitismo deve procurar manter um equilíbrio entre o aproveitamento das boas soluções encontradas e a capacidade de exploração de novas soluções no espaço de busca (DEB e GOEL, 2001; GOLDBERG, 1989). Estudos demonstram que os algoritmos multiobjetivos elitistas apresentam melhor capacidade de convergência que os não elitistas (ZITZLER, DEB e THIELE, 2000).

No algoritmo NSGA-II, as melhores soluções são privilegiadas durante a criação da nova população e na operação de elitismo. A primeira situação envolve a seleção por torneio, onde o operador de concentração privilegia as soluções de elite (melhores soluções não dominadas). Na segunda situação, a seleção é feita a partir das melhores soluções não dominadas, até que todas as vagas na nova população sejam preenchidas, o que também privilegia as soluções de elite. Se em uma dada geração tem-se uma população combinada R_t onde a maioria dos membros situa-se na primeira fronteira não dominada ($rank = 1$), o elitismo eliminará muitos membros pertencentes às outras fronteiras.

Esse duplo privilégio causa uma rápida eliminação das soluções que pertençam às fronteiras não elitistas. Embora o torneio baseado na distância da concentração assegure a diversidade ao longo da fronteira não dominada corrente, a diversidade lateral pode ser reduzida. Quando isso acontece, a convergência pode tornar-se lenta devido à perda de informação em certas variáveis de decisão que direcionariam a busca para melhores regiões de otimalidade. Para assegurar melhor convergência, o algoritmo necessita de diversidade tanto ao longo como lateralmente à fronteira Pareto-Ótima, como ilustra a Figura 8. No NSGA-II original não há controle no aproveitamento das melhores soluções não dominadas correntes, mas a diversidade lateral pode ser preservada pelo ajuste do operador de mutação. No entanto, a taxa de mutação adequada depende de cada problema em particular.

Deb e Goel (2001) sugerem uma abordagem alternativa, onde a extensão do elitismo pode ser controlada pelo ajuste de um parâmetro definido pelo usuário, capaz de melhorar ainda mais a capacidade de convergência. No NSGA-II com elitismo controlado, restringe-se o número de indivíduos das melhores fronteiras não dominadas, para forçar a coexistência de soluções de todas as fronteiras não dominadas na formação da nova população, usando-se uma distribuição geométrica:

$$n_i = r \cdot n_{i-1}. \quad 4.5$$

Onde n_i é o número máximo de indivíduos permitidos na i -ésima fronteira e r é a taxa de redução definida pelo usuário ($r < 1$).

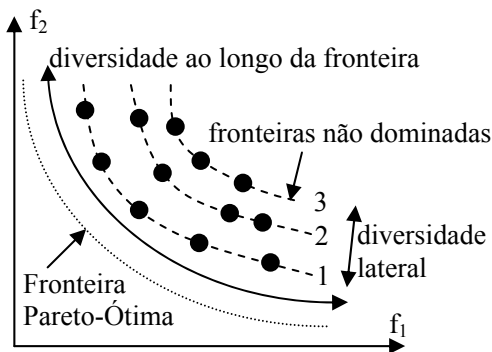


Figura 8 - Diversidade das fronteiras (Adaptado de Deb e Goel, 2001).

Inicialmente, a população $R_t = P_t \cup Q_t$ é ordenada pela não dominância. Seja K o número de fronteiras não dominadas na população de tamanho $2N$. De acordo com a distribuição geométrica, o número máximo de indivíduos permitidos na i -ésima fronteira ($i = 1, 2, \dots, K$) na nova população de tamanho N é dado pela equação:

$$n_i = N \cdot \frac{1 - r}{1 - r^K} \cdot r^{i-1}. \quad 4.6$$

Como $r < 1$, o número admissível de indivíduos da primeira fronteira é o maior. A cada fronteira subsequente o número de soluções admitidas é reduzido exponencialmente. Caso haja em uma fronteira i mais indivíduos não dominados que o permitido, são selecionados aqueles que apresentem maior distância da concentração. Dessa forma, são selecionadas exatamente n_i soluções que residam na região menos povoada. Por outro lado, se na fronteira i houver menos indivíduos que o permitido, todos são selecionados e as vagas remanescentes são repassadas à próxima fronteira. Esse processo é repetido até que todos os N indivíduos sejam selecionados, como ilustra a Figura 9. Todos os procedimentos restantes do NSGA-II original são mantidos os mesmos.

O parâmetro r auxilia no equilíbrio entre o aproveitamento e a exploração das soluções. Se o valor for pequeno, a exploração é grande. Caso contrário, a extensão do aproveitamento é maior. No entanto, o valor ótimo de r depende do problema em particular, sendo difícil de determiná-lo teoricamente, concluem Deb e Goel (2001). Embora Deb e Goel (2001) tenham usado uma distribuição exponencial, outros tipos

podem ser adotados para forçar a coexistência de soluções de todas as fronteiras não dominadas na população.

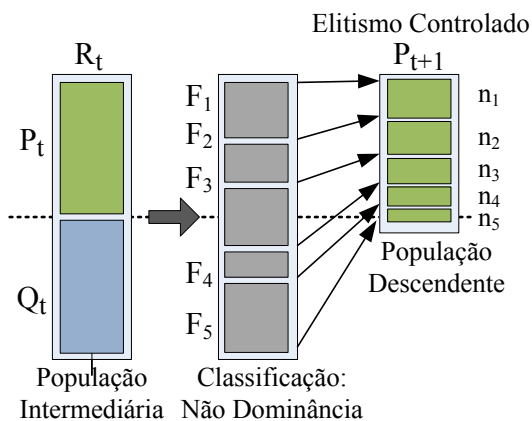


Figura 9 - Elitismo controlado (Adaptado de Deb e Goel, 2001)

Os resultados da aplicação do elitismo controlado demonstram que a presença de soluções de várias fronteiras não dominadas assegura uma boa diversidade ao longo da fronteira e proporciona a diversidade lateral necessária para uma melhor convergência na direção da fronteira Pareto-Ótima, especialmente em problemas com espaços de busca contínuos. Em problemas com espaço de busca discreto, a diferença entre duas fronteiras pode ser significativa e os operadores de cruzamento e mutação obtêm vantagem dessa diversidade lateral para melhorar a convergência (DEB e GOEL, 2001).

A principal deficiência do método da distância da concentração é a falta de uma distribuição uniforme das soluções não dominadas obtidas. Quando a distância da concentração é usada, as soluções que pertencem a regiões mais povoadas são excluídas, podendo reduzir a uniformidade da distribuição das soluções na fronteira não dominada. Se um lado do cuboide usado para calcular a distância for pequeno, a solução pode apresentar pequena distância da concentração e ser eliminada, embora apresente uma boa distribuição em relação às soluções vizinhas, como demonstra a Figura 6. Outra questão é que a distância da concentração não garante a diversidade lateral das fronteiras não dominadas, podendo tornar a busca mais lenta, devido à perda na diversidade em determinadas variáveis que poderiam direcioná-la para melhores regiões de otimalidade. Para superar esses problemas, Dhanalakshmi *et al.* (2011) propuseram um método dinâmico para

calcular a distância da concentração (*Dynamic Crowding Distance – DCD*) que restringe adaptativamente o número de indivíduos na melhor fronteira não dominada corrente e mantém uma distribuição predefinida do número de indivíduos em cada fronteira, de forma semelhante ao controle do elitismo baseado em uma distribuição geométrica, proposto por Deb e Goel (2001). Na proposta de Dhanalakshmi *et al.* (2011), o indivíduo com a menor distância da concentração é removido e a distância da concentração é dinamicamente recalculada para os indivíduos remanescentes, permitindo uma distribuição predefinida do número de indivíduos em cada fronteira e uma maior diversidade na população. O restante dos procedimentos do algoritmo são mantidos os mesmos do NSGA-II original, porém o método também requer a definição prévia de uma taxa adequada para a redução da população.

4.16.7 Aplicações do NSGA-II

O algoritmo NSGA-II tem demonstrado bom desempenho na resolução de problemas multiobjetivos, especialmente quanto à diversidade e distribuição das soluções Pareto-Ótimas e à capacidade de convergência em relação à fronteira de referência. A eficiência e praticidade tornaram o NSGA-II um dos algoritmos evolucionários mais populares, tendo levado muitos pesquisadores a utilizá-lo em inúmeros problemas de otimização multiobjetivo em diversas áreas de aplicação (COELLO COELLO, 2006; DEB, RAO e KARTHIK, 2007).

Wang, Lin e Li (2005) usam o NSGA-II para resolver um problema de escalonamento de projetos, sujeito a restrições de recursos. Nessa abordagem, o escalonamento deve selecionar o modo de execução e alocar todas as atividades de cada projeto, de forma que as restrições de precedência sejam satisfeitas e o melhor compromisso entre os critérios seja obtido. Os objetivos da otimização envolvem custos, valor presente líquido, equilíbrio na utilização dos recursos e tempo de execução dos projetos. O NSGA-II demonstrou eficiência na obtenção das soluções Pareto-Ótimas, as quais representam uma lista de atividades precedentes viáveis e do modo de execução dos projetos (WANG, LIN e LI, 2005). No entanto, a abordagem otimiza apenas dois critérios a cada execução do algoritmo.

A avaliação de ativos para seleção do portfólio ótimo é um problema de natureza multiobjetivo, onde o benefício total do conjunto de investimentos deve ser maximizado e os custos e riscos minimizados. As restrições envolvem os limites mínimos e máximos de cada ativo selecionado e o número máximo de ativos que o portfólio pode conter. Para otimização do portfólio, Mishra *et al.* (2011) adotam o algoritmo

NSGA-II e comparam seu desempenho com outros três algoritmos multiobjetivos. Os resultados demonstram a eficiência do NSGA-II na capacidade de otimizar o portfólio e de tratar as restrições do problema (MISHRA *et al.*, 2011).

Muitos problemas reais de planejamento dos sistemas de potência apresentam natureza multiobjetivo, pois o sistema deve ser capaz de atender à demanda com custo mínimo e, simultaneamente, fatores importantes como perdas, indicadores de confiabilidade, perfil de tensão e índices de poluição ambiental devem ser levados aos níveis ótimos. Ahmadi *et al.*, (2008) tratam o planejamento da geração distribuída por meio de uma otimização multiobjetivo para selecionar, dimensionar e alocar as unidades, de forma a atender à demanda ao longo do horizonte de planejamento e satisfazer as restrições técnicas e ambientais. O algoritmo NSGA-II é usado para otimizar simultaneamente os custos de suprimento, as perdas (ativas e reativas) e o perfil de tensão. As soluções obtidas fornecem as informações sobre o tipo, capacidade e localização das unidades de geração distribuída, o que possibilita a tomada de decisão em um ambiente mais flexível e de acordo com as políticas dos decisores (AHMADI *et al.*, 2008). Embora considere o atendimento da demanda no horizonte de planejamento, a abordagem não envolve a alocação multiestágio das unidades de geração e não aponta uma técnica para a escolha da melhor alternativa.

O planejamento multiestágio da expansão da geração busca identificar quando e quais unidades geradoras devem estar disponíveis. Os principais objetivos são minimizar os custos de investimentos e operacionais das unidades geradoras, de forma a atender aos critérios de demanda, confiabilidade e disponibilidade orçamentária. Esse problema não linear, discreto e sujeito a restrições, geralmente é abordado como uma otimização mono-objetivo. No entanto, Kannan *et al.* (2009) usam o algoritmo NSGA-II para otimizar simultaneamente dois objetivos conflitantes. Em uma abordagem, os objetivos são os custos dos investimentos e a soma normalizada das violações das restrições. Em outra, os objetivos envolvem os custos dos investimentos e da energia não suprida (confiabilidade). Embora a metodologia proposta seja multiestágio, apenas dois objetivos são considerados. Além disso, as restrições são tratadas pela agregação não ponderada das magnitudes das violações para compor um dos objetivos da otimização.

Maghouli *et al.* (2009) adotam o NSGA-II para uma otimização multiobjetivo *a priori*, combinado a uma técnica *fuzzy* de análise da decisão para seleção da solução final, segundo as preferências e os níveis de satisfação dos decisores. Essa abordagem é aplicada ao

planejamento do sistema de transmissão por meio de um modelo estático de custos e benefícios, onde a confiabilidade e os custos de investimento e operacionais constituem os objetivos da otimização. O NSGA-II permite superar as dificuldades impostas pela natureza não convexa e inteira mista do problema. Como as soluções de compromisso são determinadas na primeira etapa, a metodologia oferece melhores soluções que os métodos iterativos ou de agregação ponderada *a priori*, permitindo um julgamento das alternativas de expansão do sistema.

Dhanalakshmi *et al.* (2011) usam o NSGA-II para solução do problema de despacho econômico de carga, considerando a minimização dos custos de combustíveis e das emissões poluentes das termoeletricas. As restrições envolvem o atendimento da demanda, perdas nas linhas de transmissão e limites na capacidade de geração. Os autores incorporam a mensuração dinâmica da distância entre as soluções (*Dynamic Crowding Distance*) e elitismo controlado para restringir adaptativamente o número de indivíduos de cada fronteira não dominada aceito nas novas populações, a fim de melhorar a diversidade lateral e a distribuição das soluções. O desempenho do NSGA-II é verificado pela diversidade, distribuição e proximidade das soluções em relação a uma fronteira de referência, obtida por um algoritmo genético mono-objetivo com função aditiva ponderada. Os resultados demonstram que o NSGA-II é eficaz na otimização do problema proposto, onde diversas soluções Pareto-Ótimas são obtidas em uma única execução do algoritmo, com baixo esforço computacional (DHANALAKSHMI *et al.*, 2011). O método multicritério TOPSIS (Seção 5.12.7) é usado para auxiliar na escolha da melhor solução, segundo os critérios e preferências dos decisores.

O algoritmo NSGA-II é utilizado por Ramesh, Kannan e Baskar (2012) no problema de planejamento de reativos, cujos objetivos considerados são a minimização dos custos de operação e de alocação de reativos e a maximização da margem de estabilidade de tensão do sistema. As restrições envolvem o fluxo de potência, capacidade de geração e limites de tensão nas barras e de carregamento das linhas. Os resultados obtidos com o NSGA-II são comparados e validados em relação a uma fronteira de referência, em termos de métricas para diversidade, espaçamento e convergência. Um procedimento de tomada de decisão, baseado no método TOPSIS, é usado para selecionar a melhor solução de compromisso do conjunto Pareto-Ótimo.

A restauração do suprimento frente à ocorrência de falhas no sistema de distribuição é um problema de otimização que envolve vários objetivos conflitantes e restrições. Para sua solução, Kumar, Das e Sharma (2008) adotam o NSGA-II, onde são consideradas questões

como a minimização da área e do tempo fora de serviço, atendimento a consumidores prioritários, redução das perdas, limitação de manobras, manutenção da topologia radial do sistema e dos limites de tensões e correntes. Na codificação binária, cada gene indica o estado de uma seccionadora e o cromossomo representa uma configuração do sistema de distribuição, mapeado por um grafo, onde os nós correspondem às zonas do sistema e os ramos às seccionadoras ligadas da configuração original. Das soluções Pareto-Ótimas obtidas, a alternativa final é escolhida por um procedimento baseado na preferência ordinal dos objetivos. Simulações para diferentes sistemas de distribuição demonstram o desempenho superior do NSGA-II em comparação a um algoritmo genético convencional (KUMAR, DAS e SHARMA, 2008).

A otimização de funções com restrições em problemas de otimização multiobjetivo tem sido foco de pesquisas recentes. Wang, Dai e Hu (2010) propuseram uma modificação no NSGA-II para otimizar funções com restrições, onde uma relação de ordem parcial e um novo operador de cruzamento são utilizados para classificar e gerar os indivíduos não dominados. Para melhorar a habilidade evolutiva, alguns indivíduos evoluem na mesma geração e o cruzamento opera por uma distribuição probabilística específica. Os indivíduos não dominados de cada geração são arquivados em um filtro do conjunto de Pareto (*Pareto Set Filter*) para armazenar, durante o processo evolutivo, todos os indivíduos com boas características. No entanto, a abordagem requer a especificação prévia de parâmetros.

Deb, Rao e Karthik (2007) propuseram uma modificação no algoritmo NSGA-II, baseada na introdução de soluções aleatórias e mutadas, para permitir a busca dinâmica de uma fronteira Pareto-Ótima, assim que ocorrer uma alteração nos parâmetros do problema. Nessa abordagem, o problema dinâmico é considerado estático durante um intervalo de tempo. O NSGA-II é usado para encontrar as soluções ótimas (ou quase ótimas) enquanto o problema permanecer estacionário. Em seguida, um novo problema é construído, baseado no cenário corrente, e uma nova otimização é executada durante o próximo intervalo estacionário. Um método de auxílio à tomada de decisão é acoplado ao NSGA-II dinâmico para auxiliar na seleção de uma das soluções eficientes. A abordagem é aplicada a um problema de despacho hidrotérmico, onde as alterações nos parâmetros ocorrem devido às variações da demanda ao longo do tempo. Em relação ao algoritmo *Simulated Annealing*, o NSGA-II apresentou melhor desempenho, onde uma das razões é a forma eficiente de tratamento das restrições.

Nos problemas multiobjetivos, uma vez iniciado o processo de otimização, geralmente nenhuma informação adicional é elicitada dos decisores. Em alguns métodos *a priori*, o decisor interage somente no início do processo, pois a informação das preferências deve ser usada antes da execução do algoritmo. Nas abordagens *a posteriori*, depois que o conjunto Pareto-Ótimo é encontrado, as informações das preferências são elicitadas para escolher a melhor solução, geralmente por meio de métodos de análise multicritério. Deb *et al.* (2010) propuseram uma metodologia interativa de otimização multiobjetivo, baseada em preferências e incorporada ao NSGA-II. O movimento na direção da solução preferida é feito segundo as informações das preferências progressivamente fornecidas pelo decisor, após um número predefinido de iterações do algoritmo. Essas informações modelam uma função de valor, usada nas iterações subsequentes, para direcionar a busca. O algoritmo adota um princípio de dominância e um critério de finalização também baseados nas preferências. O decisor é envolvido no processo e tem a liberdade de modificar sua estrutura de preferências a medida que novas soluções são obtidas. Porém, segundo os autores, a metodologia necessita de estudos adicionais para reduzir o número de intervenções do decisor, incorporar o tratamento de restrições, analisar alternativas preferências incomparáveis e para envolver outras funções de valor e outros critérios de finalização do algoritmo.

4.17 MÉTRICAS DE DESEMPENHO

Para ser eficiente, um algoritmo multiobjetivo baseado na otimalidade de Pareto deve obter o maior número possível de soluções não dominadas, com boa diversidade e distribuição na fronteira eficiente, cuja distância da fronteira ótima real seja minimizada (ZITZLER, DEB e THIELE, 2000). A avaliação do desempenho deve levar em consideração dois critérios básicos: o esforço computacional e a qualidade dos resultados. Na análise do esforço computacional, geralmente é considerado o tempo de processamento para obtenção de cada conjunto de soluções, sob as mesmas condições operacionais (VELDHUIZEN e LAMOND, 2000). As métricas para a qualidade dos resultados podem ser classificadas em cardinais e geométricas (GROSAN, OLTEAN e DIMITRESCU, 2003). A avaliação cardinal tem por objetivo quantificar o número ou a relação percentual de soluções que atendem a certos requisitos, como por exemplo, a condição de não dominância. Embora não reflita diretamente a qualidade das soluções, o número de soluções não dominadas fornece uma ideia da

eficiência do algoritmo e da diversidade das soluções encontradas (VELDHUIZEN e LAMOND, 2000). A avaliação geométrica leva em consideração o posicionamento dos pontos não dominados no espaço e está associada à capacidade de convergência do algoritmo. Há diversas formas de avaliação geométrica, dentre as quais se destacam as métricas para a distância entre as soluções, distribuição na fronteira eficiente e proximidade em relação à fronteira de referência.

Os estudos comparativos não são conclusivos a respeito das melhores métricas para avaliação do desempenho dos algoritmos multiobjetivos (GROSAN, OLTEAN e DIMITRESCU, 2003; KNOWLES e CORNE, 2002). Veldhuizen e Lamond (2000) salientam que uma métrica única não é capaz de capturar todos os aspectos do desempenho dos algoritmos multiobjetivos. Segundo Deb (2001), pelo menos três métricas diferentes são importantes: diversidade das soluções, convergência em relação à fronteira de referência e tempo de processamento. Coello Coello (2006) alerta que a determinação do desempenho de um algoritmo evolucionário multiobjetivo é, ela própria, um problema multiobjetivo. As seções seguintes apresentam as métricas de desempenho mais frequentemente utilizadas.

4.17.1 Métrica C

A métrica C (*Coverage Metric*) fornece uma avaliação cardinal do desempenho do algoritmo multiobjetivo e da diversidade das soluções encontradas, onde a convergência entre dois conjuntos de soluções não dominadas pode ser comparada da seguinte forma (ZITZLER e THIELE, 1999):

$$C(A, B) = \frac{|\{\forall b \in B | \exists a \in A: a \preceq b\}|}{|B|} \quad 4.7$$

Onde a função C mapeia o par (A, B) no intervalo $[0,1]$ e fornece a fração do conjunto de soluções da fronteira A que dominam o conjunto de soluções da fronteira B . Então, se $C(A, B) = 1$, todos os pontos em A dominam os pontos em B e, se $C(A, B) = 0$, nenhum ponto em A domina algum ponto em B . Portanto, quanto maior o valor de C , melhor a fronteira representada pelas soluções do conjunto A . Como a métrica C é assimétrica, a análise deve ser considerada para $C(A, B)$ e $C(B, A)$, pois $C(A, B)$ não é necessariamente igual a $1 - C(B, A)$.

4.17.2 Métrica S

A métrica S (*Spread Metric*) é usada para avaliar a dispersão das soluções e mede a distância entre pontos vizinhos na fronteira não dominada, calculada pela equação (SCHOTT, 1995):

$$S \triangleq \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{d} - d_i)^2}. \quad 4.8$$

Sendo,

$$d_i = \min_j (|f_1^i(\vec{x}) - f_1^j(\vec{x})| + |f_2^i(\vec{x}) - f_2^j(\vec{x})| + \dots + |f_M^i(\vec{x}) - f_M^j(\vec{x})|). \quad 4.9$$

Ou,

$$d_i = \min_{j=1 \rightarrow n} \sum_{m=1}^M |f_m^i(\vec{x}) - f_m^j(\vec{x})|, \quad i, j = 1, 2, \dots, n; i \neq j. \quad 4.10$$

Onde \bar{d} é a média de todos os d_i , n é o número de soluções não dominadas encontradas, $f_m(\vec{x})$ é a função para o objetivo m e M é o número de objetivos. Se $S = 0$ todos os membros da fronteira de Pareto estão separados de forma equidistante. Como os pontos da fronteira Pareto-Ótima não apresentam, necessariamente, espaçamento uniforme, quanto menor o valor da métrica S , melhor a distribuição das soluções.

4.17.3 Métrica Δ

A métrica Δ (*Distance Metric*) mede a extensão da dispersão espacial das soluções obtidas e está focada na obtenção de um conjunto de soluções uniformemente distribuídas na região Pareto-Ótima. O cálculo da métrica Δ é baseado na distância Euclidiana entre soluções consecutivas da fronteira, por meio da equação (DEB *et al.*, 2002):

$$\Delta = \frac{d_f + d_l + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{d_f + d_l + (N-1)\bar{d}}. \quad 4.11$$

Onde d_i é a distância Euclidiana entre pontos consecutivos do conjunto de N soluções não dominadas, \bar{d} é a média das distâncias d_i , sendo $i = 1, 2, \dots, (N-1)$. Admitindo-se N soluções na fronteira não dominada, há $(N-1)$ distâncias consecutivas. Os parâmetros d_f e d_l

são as distâncias Euclidianas entre as soluções limite do conjunto não dominado obtido e as soluções extremas em cada função-objetivo, como ilustra a Figura 10. O denominador é igual ao valor do numerador quando todas as N soluções forem coincidentes. Quando houver grande variância em d_i , o valor da métrica pode ser maior que 1. Uma distribuição ideal das soluções faria todas as distâncias d_i iguais a \bar{d} e $d_f = d_l = 0$, com a existência de soluções extremas no conjunto não dominado. Portanto, o numerador seria zero e a métrica Δ assumiria valor nulo. Para quaisquer outras distribuições, o valor da métrica assume valor maior que zero. Para duas distribuições com valores idênticos para d_f e d_l , a métrica Δ assume um valor maior para a pior distribuição das soluções entre esses valores extremos.

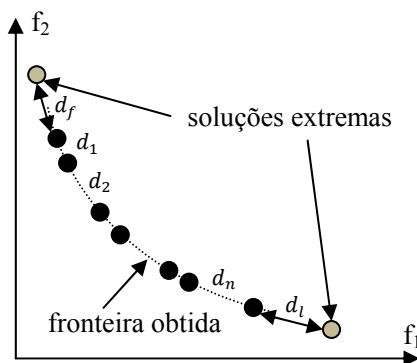


Figura 10 - Métrica Δ para a dispersão das soluções (Deb *et al.*, 2002).

A métrica de dispersão Δ pode ser usada em qualquer conjunto de soluções não dominadas, mesmo não sendo um conjunto Pareto-Ótimo verdadeiro. De uma forma mais geral, a métrica Δ pode ser expressa por:

$$\Delta = \frac{\sum_{i=1}^M d_i^e + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{\sum_{i=1}^M d_i^e + (N-1)\bar{d}}. \quad 4.12$$

Onde M é o número de objetivos e d_i^e é a distância Euclidiana entre a coordenada extrema do i -ésimo objetivo e os pontos limites da fronteira não dominada obtida.

4.17.4 Métrica Y

A métrica Y , proposta por Deb *et al.*, 2002, mede a extensão da convergência em relação a um conjunto conhecido de soluções de referência. Para cada solução obtida é calculada a mínima distância

Euclidiana entre ela e um número de soluções escolhidas da fronteira de referência, como demonstra a Figura 11. A média dessas distâncias é usada como a métrica de convergência Y , calculada pela equação:

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^N d_i}{N}. \quad 4.13$$

Onde d_i é a distância entre as N soluções não dominadas obtidas e a fronteira de referência. Quanto menor o valor da métrica Y , melhor a convergência na direção da fronteira de referência. Quando todas as soluções coincidem com os pontos selecionados, a métrica assume valor nulo. Nos estudos comparativos de desempenho do NSGA-II, Deb *et al.* (2002) adotam a média e a variância dessa métrica, calculadas para os conjuntos de soluções obtidos em diversas execuções do algoritmo. No entanto, a métrica Y não pode ser usada em problemas arbitrários, onde a fronteira de referência seja desconhecida.

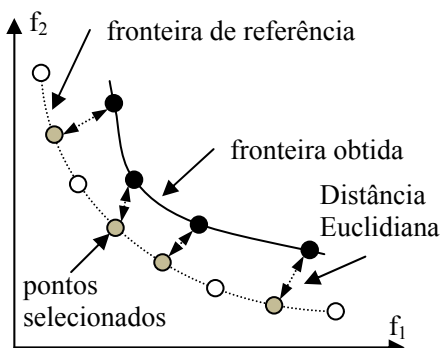


Figura 11 - Métrica Y para convergência (Adaptado de: Deb *et al.*, 2002).

4.17.5 Obtenção da fronteira de referência

No estudo dos algoritmos evolucionários multiobjetivos, as métricas são usadas para validar o desempenho do algoritmo em relação à fronteira Pareto-Ótima real. Como em muitos problemas essa fronteira pode não estar disponível, é necessária a determinação de uma fronteira não dominada de referência. Uma forma clássica para obter os pontos da fronteira de referência é o método da combinação linear dos objetivos por meio de uma soma ponderada (DEB, 2001), onde uma solução ótima é encontrada a cada execução de um algoritmo genético mono-objetivo. Os fatores de ponderação são variados de forma aleatória ou sistemática a cada iteração do algoritmo, tal que, normalizados, sua soma sempre seja igual à unidade (RAMESH *et al.*, 2012).

4.18 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os algoritmos meta-heurísticos permitem interpretar e explorar um problema de forma inteligente para se obter soluções de qualidade. Esses algoritmos são relativamente simples, permitem tratar simultaneamente variáveis inteiras e não inteiras e são capazes de evitar ótimos locais pela exploração da estrutura particular de cada problema. Eles são especialmente apropriados para otimização dos problemas de natureza combinatória, com amplo espaço de busca e quando não é possível a obtenção de um modelo analítico para solução por meio das técnicas matemáticas tradicionais.

A natureza multiobjetivo de muitos problemas reais, e a potencialidade para resolvê-los, tem levado a um crescente interesse no uso das técnicas de otimização meta-heurísticas em diversas áreas de conhecimento. Este capítulo apresentou e discutiu as principais técnicas meta-heurísticas, especialmente os algoritmos bioinspirados. Alguns algoritmos genéticos multiobjetivos foram desenvolvidos para a otimização baseada no conceito da Otimalidade de Pareto e são capazes de obter um conjunto diversificado de soluções não dominadas. A revisão bibliográfica e a análise do Estado da Arte destacam o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II pela sua capacidade de encontrar uma boa diversidade e distribuição das soluções na fronteira eficiente e de obter uma convergência próxima da fronteira de referência. O algoritmo NSGA-II é uma ferramenta prática, robusta e eficiente para a solução de problemas multiobjetivos combinatórios de grande porte.

A otimização do portfólio de projetos do sistema de distribuição de energia elétrica apresenta essas características, pois requer a negociação simultânea de diversos critérios de custos e benefícios e envolve a seleção e a alocação cronológica dos projetos, sujeito a um conjunto de restrições. O Capítulo 6 apresenta a metodologia proposta para a otimização do portfólio de projetos de uma distribuidora de energia elétrica, baseada no algoritmo NSGA-II. Como a otimização desse problema oferece um conjunto diversificado de soluções Pareto-Ótimas, a metodologia faz uso de um modelo de análise multicritério para escolha da melhor alternativa para a tomada de decisão, segundo as preferências dos decisores. O próximo capítulo discute os aspectos fundamentais de um processo decisório e apresenta os principais métodos e técnicas para auxílio à tomada de decisão.

5 ANÁLISE MULTICRITÉRIO DA DECISÃO

Este capítulo descreve as várias etapas do processo decisório, analisa as diversas formas de elicitación do conhecimento e das preferências dos decisores e apresenta os principais métodos multicritérios disponíveis para análise das alternativas no apoio à tomada de decisão. No contexto deste trabalho, as alternativas para tomada de decisão constituem-se nos portfólios de projetos para a expansão e melhoria do sistema de distribuição de energia elétrica.

5.1 TOMADA DE DECISÃO

Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), uma decisão é tomada quando se escolhe fazer (ou não fazer) alguma coisa, ou ainda quando se escolhe fazê-la de uma determinada maneira. Barron (1992) define decisão como uma escolha de ações para atingir determinados objetivos, baseada em opiniões sobre essas ações e nas suas possibilidades de atingir os objetivos. Para Ofstad (1961), quando alguém toma uma decisão significa que: (i) iniciou uma série de reações comportamentais em favor de algo; ou (ii) mentalizou tomar certa ação da qual não tem dúvidas que deve executar; ou (iii) fez julgamentos sobre algumas alternativas de ação e deliberou que uma ação específica deve ser executada em uma dada situação. Harrison (1999) estende essa definição para descrever decisão como um processo de avaliação de alternativas para atingir uma meta, onde expectativas sobre determinadas ações em particular levam o decisor a selecionar aquela que provavelmente resultará na obtenção dos objetivos.

Jennings e Wattam (1998) descrevem quatro aspectos importantes na determinação da natureza de um problema de decisão: (i) nível da tomada de decisão; (ii) horizonte de tempo; (iii) frequência; (iv) recursos decisórios. Há três níveis para a tomada de decisão: (a) estratégico; (b) tático; (c) operacional. A decisão estratégica ocorre onde as decisões provavelmente têm um impacto significativo em todo o sistema ao longo do tempo. A decisão tática ocorre onde, provavelmente, somente os elementos envolvidos no sistema serão afetados. Entre esses dois níveis há uma faixa de decisões operacionais, frequentemente associadas às áreas de gestão operacional (produção e finanças). Os efeitos das decisões táticas ou operacionais também podem afetar todo o sistema ao longo do tempo e há conexões entre os três níveis de decisão e entre os outros aspectos do problema. Com relação ao horizonte de tempo há o período disponível para a tomada de decisão e o período de

planejamento sobre o qual a decisão é efetuada. Quanto à frequência, as decisões podem ser decisões únicas ou recorrentes. As decisões únicas ocorrem em nível estratégico e envolvem um planejamento de maior prazo. As recorrentes geralmente são decisões táticas de curto prazo. Os recursos decisórios estão associados aos meios disponíveis para auxiliar a tomada de decisão, e não aos recursos sobre os quais a decisão deve ser tomada (KABLI, 2009).

As decisões são o produto de diversas interações entre as preferências de indivíduos e grupos de influência, chamados de atores (*stakeholders*), os quais têm interesses relevantes e diversos na decisão e irão intervir direta ou indiretamente para afetá-la, por meio dos sistemas de valores que possuem (ROY, 1996). Segundo Roy (1996), os valores dos atores condicionam a formação dos objetivos, interesses e aspirações, e são usados para sustentar os julgamentos das alternativas. Os atores intervenientes são aqueles que participam diretamente na tomada de decisão, com o objetivo intencional de prevalecer seus sistemas de valores e suas preferências. Desses, os decisores são aqueles que detêm o poder ou a responsabilidade da decisão. Os atores agidos são os indivíduos ou grupos que não participam ativamente na tomada de decisão, mas que são afetados por suas consequências. O facilitador (ou especialista) é o ator que tem a função de apoiar o processo de tomada de decisão, usando modelos analíticos e ferramentas específicas, sem influenciar seus resultados. Formalmente, o apoio à decisão pode ser definido como uma atividade em que o facilitador busca obter, de forma científica, elementos que respondam a questões levantadas pelos atores, observando seus sistemas de valores e preferências, mantendo a coerência durante a evolução do processo decisório (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001).

Nas organizações, a tomada de decisão é um problema importante e estratégico, pois envolve um número significativo de pessoas, elevado volume de recursos, alto nível de responsabilidade e grande influência nos resultados futuros. Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), o processo decisório das organizações é complexo, pois:

- Envolve a definição das metas e objetivos a serem alcançados;
- Requer a identificação das diferentes alternativas e soluções possíveis, muitas vezes difusas ou desconhecidas;
- Deve considerar diversos aspectos na avaliação das alternativas;
- Pode haver conflitos de valores e objetivos entre os responsáveis ou atingidos pela decisão;
- Há diferentes relações de poder entre os grupos de interesse;

- Envolve um grande volume de informações quantitativas e qualitativas, muitas vezes incompletas.

Diferentemente das decisões pessoais, nas organizações o poder decisório usualmente é dinâmico e disperso. Em muitos casos não há um decisor único, mas um grupo que compartilha o poder e que representa os diversos setores de interesses envolvidos no processo decisório, frequentemente distintos e conflitantes. Os decisores percebem e interpretam uma mesma situação de forma diferente e, para tomar uma decisão, devem considerar o que pensam os outros membros do grupo. A decisão em grupo se beneficia das diferentes visões, resultando em uma compreensão mais abrangente do contexto decisório. A melhor forma de tratar uma decisão em grupo é pela agregação das preferências individuais dos seus membros, pois permite maior comprometimento e independência dos decisores. A equalização do poder e a redução da seletividade perceptiva do grupo em relação aos membros mais influentes aumentam as chances de as ideias serem avaliadas apenas pelo seu mérito, concluem Ensslin, Montibeller e Noronha (2001).

5.2 PROCESSO DECISÓRIO

Uma decisão realiza-se por um processo ao longo do tempo, onde ocorrem confrontações e interações entre as preferências dos atores. O fluxo do processo decisório ocorre em diversas etapas, cuja existência, sequência e conteúdo serão afetados pela influência exercida pelos seus atores. O conjunto de etapas e seus resultados servirão para orientar a decisão a ser tomada. Portanto, o conceito de decisão não pode ser completamente dissociado do processo decisório, afirma Roy (1996). Keeney e Raiffa (1993) descrevem esse processo em várias etapas, assumindo que o decisor desenvolve previamente as alternativas. As principais etapas são:

- 1) Definição do problema decisório;
- 2) Identificação de um conjunto de alternativas viáveis;
- 3) Definição dos critérios de avaliação das alternativas;
- 4) Mensuração do desempenho local das alternativas em cada critério decisório e composição de uma matriz de decisão;
- 5) Elicitação das preferências dos decisores e determinação dos pesos da importância relativa dos critérios;
- 6) Mensuração de desempenho global das alternativas, em função da agregação do desempenho local e dos pesos dos critérios;

- 7) Análise de sensibilidade para verificar a robustez das alternativas em relação aos pesos e pontuações dos critérios;
- 8) Recomendação da melhor alternativa para a tomada de decisão.

O fluxo do processo decisório e suas interações são apresentados na Figura 12. A primeira etapa envolve a compreensão do contexto decisório, ou seja, a definição do problema e a determinação dos seus contornos e limites, cujas metas, objetivos e restrições devem ser identificados e expressos claramente. A meta é uma indicação da direção estratégica dos objetivos do processo decisório. Os objetivos devem incluir os aspectos importantes que são desejados em cada alternativa. As restrições representam condições ou limitações de natureza máxima ou mínima que as alternativas devem satisfazer completa ou parcialmente. Nessa etapa, também é necessário identificar os fatores, variáveis e dados relevantes para o problema.

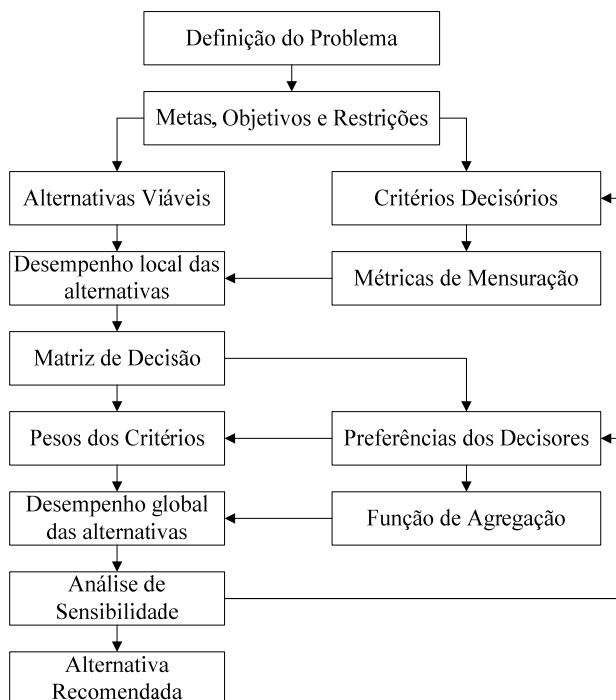


Figura 12 - Fluxo do processo decisório.

A segunda etapa consiste na identificação ou criação das alternativas de ação viáveis, segundo as metas, objetivos e restrições do problema considerado. Segundo Roy (1996), uma alternativa de ação é

uma representação de uma possível contribuição autônoma à decisão, ou seja, ela tem sentido por si só e pode ser isolada de todas as demais alternativas, sem perder o valor a ela atribuído pelos decisores. Um critério decisório é definido como um aspecto ou dimensão relevante, para avaliar as características e propriedades das alternativas, segundo os valores dos decisores (BANA e COSTA, STEWART e VANSNICK, 1997). Para a determinação dos critérios decisórios, na terceira etapa, são usadas árvores de valor, hierarquias ou diagramas de influência. Essas técnicas auxiliam na estruturação do problema e na representação das relações entre os diferentes objetivos, critérios e alternativas. Os descritores são funções e métricas que permitem mensurar, direta ou indiretamente, o desempenho das alternativas em relação a um critério. A quarta etapa envolve a avaliação do desempenho local das alternativas em cada critério decisório, usando as métricas específicas dos descritores, compondo uma matriz de decisão. Para cada alternativa é obtida uma pontuação numérica para medir a sua importância e atratividade para o decisor, definida como o valor da alternativa (KEENEY e RAIFFA, 1993). Se a decisão envolver riscos e incertezas, essa pontuação é referida como utilidade.

Com base na matriz de decisão e nos julgamentos das preferências dos decisores, são definidos os pesos dos critérios na quinta etapa. Os pesos representam o grau de importância relativa de cada critério em relação aos demais, segundo os valores dos decisores. Na sexta etapa, uma função matemática é usada para agregar, em um valor global, as preferências subjetivas dos decisores e os desempenhos locais nos critérios, a fim de gerar um ranque das atratividades das alternativas. Aplicada na sétima etapa, a análise de sensibilidade permite verificar o comportamento das alternativas em função da variação de alguns parâmetros importantes do modelo de decisão. Uma alternativa é considerada robusta se tais variações não alteram significativamente o seu desempenho. Se o decisor estiver satisfeito, o processo se encerra com a tomada de decisão e a execução da melhor alternativa indicada. O fluxo do processo deve ser interativo e recursivo, a fim de permitir que os decisores desenvolvam ou alterem suas percepções sobre o problema decisório ao longo das etapas.

5.3 PARADIGMAS DO PROCESSO DECISÓRIO

Os processos decisórios podem envolver diferentes paradigmas associados à forma de pensamento para obtenção das alternativas e à racionalidade e subjetividade dos valores e preferências dos decisores a

serem adotados no modelo analítico de apoio à decisão. Os paradigmas científicos legitimam as teorias, regras e modelos julgados válidos para o tratamento pertinente do problema considerado (MEZEY, 2004).

O paradigma racionalista pressupõe que os decisores apresentem um comportamento racional, ou seja, que possuam o mesmo nível e tipo de conhecimento e que raciocinem com a mesma lógica, percebam as mesmas informações e persigam os mesmos objetivos (como minimizar custos e maximizar benefícios tangíveis, por exemplo). O objetivo básico nesse paradigma é obter uma solução ótima, onde os modelos buscam descrever o contexto decisório o mais aproximado possível do problema real. Um modelo é válido quando se origina de observações dos fatos deste contexto decisório e é fruto de reflexões objetivas do analista, isentas de valores pessoais. Preferencialmente, as observações sobre o contexto devem ser descritas em termos lógico-matemáticos e com neutralidade científica. Os modelos são baseados em axiomas racionais e os critérios utilizados para encontrar a solução independem de qualquer opinião, convicção ou valor humano. Os resultados são considerados como tão mais próximos da “verdade” quanto mais aproximado do “problema real” for o modelo racionalista, de onde é possível obter a solução ótima, incontestável aos decisores envolvidos (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). Se os decisores mantêm o racionalismo, a solução ótima prescrita deve ser executada.

Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), a pesquisa operacional é uma área fundamentada no paradigma racionalista, pois visa a identificação de uma solução ótima. A pesquisa operacional faz uso de metodologias racionais e técnicas matemáticas para tratar problemas de decisão, tendo sido muito influenciada pelo algoritmo *Simplex*, desenvolvido por George Dantzig em 1947, para otimizar um objetivo específico, sujeito a restrições. Embora criticada por ser muito matemática e acadêmica, ela tem dado grandes contribuições aos setores financeiros, industriais e governamentais, com muitas aplicações a partir do advento dos computadores pessoais de grande capacidade nos anos 80 (KABLI, 2009). Os métodos tradicionais usados pela pesquisa operacional procuram enquadrar os problemas decisórios em categorias e resolvê-los por procedimentos padronizados. Os principais métodos envolvem programação matemática, análise de redes, simulação, técnicas heurísticas, entre outros. Esses métodos são focados na escolha das alternativas e na busca da solução ótima, seguindo as regras da racionalidade e excluindo a subjetividade do processo decisório.

No entanto, cada decisor pode perceber uma dada situação e interpretar um contexto decisório de formas distintas. Essa subjetividade

está associada ao quadro de referência mental do decisor e envolve seus valores, objetivos, conceitos, cultura e intuição (ROY, 1996). Quando os decisores não são envolvidos na construção do modelo, seus objetivos e aspirações podem não ser levados em conta no processo decisório. Nesse caso, não há uma forma de legitimação do modelo, podendo resultar em resistências à implantação das soluções prescritas.

Por outro lado, o paradigma construtivista reconhece a importância da subjetividade dos decisores e a impossibilidade de sua exclusão do processo decisório. Sob essa ótica, o problema é uma construção mental que o indivíduo faz dos eventos, a partir de sua visão particular da realidade e do contexto decisório, afirmam Ensslin, Montibeller e Noronha (2001). Nesse paradigma, o propósito da modelagem é a geração de conhecimento a respeito de um determinado contexto decisório, onde o modelo é aceito pelos decisores como uma ferramenta útil para auxiliar na tomada de decisão. Para ser válido, um modelo construtivista também deve ter conceitos rigorosos e bem formalizados, apresentar procedimentos de cálculo precisos e resultados axiomáticos sólidos. Porém, no construtivismo os modelos não são aproximações da verdade externa aos decisores e, portanto, seus resultados não podem ser considerados soluções ótimas, mas soluções que atendem aos objetivos e valores dos decisores. Os resultados são considerados recomendações, frutos de conclusões bem fundamentadas e de convicções construídas durante o processo de apoio à decisão, que podem ou não serem seguidos pelos decisores (ROY, 1996).

Os métodos de análise multicritério da decisão são indicados para a explicitação, incorporação e quantificação dos diversos aspectos subjetivos do processo decisório. Assim, as repercussões qualitativas e quantitativas de cada alternativa nos objetivos considerados podem ser analisadas e as decisões tomadas podem ser legitimadas e justificadas aos demais envolvidos no processo. A análise multicritério parte do princípio que os envolvidos na decisão devem participar da construção do modelo. Eles devem refletir sobre o problema e definir os critérios fundamentais a serem utilizados na avaliação das alternativas. Os procedimentos formais da análise multicritério permitem a estruturação do problema para um melhor conhecimento e compreensão da situação decisória, onde a credibilidade dos resultados favorece a implantação das alternativas recomendadas como as mais convenientes (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001).

O processo de decisão onde os agentes primeiramente identificam as alternativas e então definem a melhor opção, é caracterizado como um “raciocínio focado nas alternativas” (KEENEY, 1994). As pessoas

raciocinam naturalmente dessa forma, pois desde cedo são submetidas a escolhas entre alternativas disponíveis. Entretanto, a comparação das alternativas sem uma clara articulação dos objetivos pode levar a escolhas inadequadas. Esse raciocínio pode limitar o problema, pois tende a restringir o pensamento, desencorajando abordagens sob outras perspectivas. Como não é capaz de tratar alguns aspectos que poderiam ser considerados, o raciocínio focado nas alternativas pode não ser eficiente para tomar decisões que atendam a todos os objetivos. Portanto, perde-se a oportunidade de identificar e analisar opções criativas que atendam a outras necessidades e produzam outras consequências também importantes (MERKHOFFER, 2005).

A premissa proposta por Keeney e Raiffa (1993) afirma que o “raciocínio focado no valor” pode levar a escolhas que produzam consequências mais desejáveis, permitindo melhor justificar e legitimar as decisões. Nesse raciocínio, inicialmente definem-se os objetivos e, então, se descobre a melhor forma de atingi-los. Dessa forma, a explicitação dos objetivos auxilia na análise de um espectro mais amplo de alternativas. Essa premissa também permite determinar a habilidade das alternativas para atingir cada objetivo, fornecendo argumentos lógicos para a tomada de decisão. A análise multicritério permite quantificar os princípios do raciocínio focado no valor, auxiliando nos processos decisórios complexos que envolvam múltiplos aspectos e que produzam impactos simultâneos em diversos objetivos. Ela permite uma base formal para o desenvolvimento de modelos focados no valor para avaliar, priorizar e selecionar alternativas. Para a construção de um modelo focado no valor, primeiramente os objetivos devem ser identificados. Em seguida, os critérios e métricas de desempenho devem ser definidos para quantificar o grau no qual os objetivos são atendidos. Por fim, algum processo de ponderação ou de otimização deve ser empregado para negociar os objetivos e conduzir à determinação das melhores alternativas para a tomada de decisão.

Uma das vantagens dos modelos multicritérios para apoio à decisão é estabelecer um método formal e objetivo para análise das alternativas. Eles permitem captar praticamente quaisquer preocupações ou questões que os agentes considerem importantes. O envolvimento dos agentes permite assegurar que os objetivos sejam apropriadamente explicitados e que o modelo esteja bem estruturado e reflita os valores e preferências dos decisores. A experiência demonstra que é mais fácil as pessoas concordarem com as regras para a seleção das alternativas do que nas decisões a serem tomadas. Portanto, um modelo que avalie as alternativas a partir dos valores e preferências predominantes no grupo

pode ser uma forma eficaz de construir um consenso na tomada de decisão (MERKHOFFER, 2005). No entanto, é fundamental uma modelagem adequada do processo decisório, pois a forma como os recursos serão alocados afetarão o desempenho futuro da empresa ou da organização (MEADE e PRESLEY, 2002).

Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), a definição dos paradigmas a serem adotados na construção do modelo de decisão é um tema complexo e dinâmico e, portanto, não conclusivo a respeito de qual é o melhor ou mais adequado. As regras que embasam tais abordagens devem ser claramente definidas para estabelecer o que é válido realizar, os métodos que podem ser utilizados, os problemas a serem resolvidos, os objetivos desejados, como tratar as informações e a forma de envolver os decisores no processo.

5.4 ANÁLISE DA DECISÃO

A análise da decisão vem assumindo um papel cada vez mais importante para auxiliar os decisores a enfrentarem seus problemas. De um processo matemático abstrato, baseado na pesquisa operacional e usado para obtenção de uma solução ótima, a análise da decisão tem evoluído para uma estrutura de pensamento que permite abordar diferentes perspectivas, as quais possibilitam um melhor entendimento e interpretação das complexidades do contexto decisório. Keeney (1992) salienta que a análise da decisão não busca resolver os problemas decisórios. Sua intenção é permitir a compreensão do contexto decisório e promover o conhecimento para auxiliar na tomada de decisão. Portanto, não se deve esperar da análise da decisão a obtenção de uma solução ótima ou definitiva para o problema, pois seus resultados devem ser encarados como condicionalmente prescritivos. Isso significa que a análise demonstra ao decisor o que “pode” ser feito, segundo seus julgamentos e preferências.

Para tratar as complexidades dos problemas decisórios de grande porte, onde muitas informações devem ser tratadas simultaneamente, a análise da decisão envolve a decomposição do problema em um conjunto de subproblemas menores e mais fáceis de serem tratados. Após o tratamento desses subproblemas, a análise da decisão oferece um mecanismo formal para integrar os resultados, de forma que uma alternativa de ação possa ser selecionada. A ideia central é focar em cada parte separadamente, tal que o decisor possa usar estratégias mentais (heurísticas) adequadas para analisar o problema de forma mais eficiente e adquirir uma compreensão mais abrangente do que aquela

obtida abordando-se o problema inteiro. Como a análise requer que o decisor seja claro e explícito sobre seus julgamentos, a construção do modelo e o processo de seleção das alternativas devem ser interativos e recursivos. A capacidade da análise da decisão proporcionar uma trilha de auditoria para verificar as razões de uma alternativa ser selecionada, torna possível usar o processo para desenvolver um raciocínio explícito e defensável para a tomada de decisão (GOODWIN e WRIGHT, 2004).

A análise da decisão é suportada por um conjunto de axiomas, ou seja, um conjunto formalizado de proposições e regras encaradas como aceitáveis pelo senso comum (KEENEY e RAIFFA, 1993). Para que a decisão seja tomada de forma racional, entende-se que o decisor esteja preparado para aceitar os axiomas e agir de maneira consistente com os resultados prescritos (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Uma análise racional permite ao decisor desenvolver uma melhor compreensão do problema, de forma que suas preferências possam se alterar na direção das soluções prescritas. Por outro lado, se as percepções subjetivas e intuitivas do decisor divergem dos resultados prescritos, os conflitos podem ser explorados sob o paradigma construtivista, para capturar aspectos adicionais do problema e melhorar a análise do problema.

5.5 ABORDAGENS DA ANÁLISE MULTICRITÉRIO

A pesquisa operacional tradicional faz uso de métodos de avaliação das alternativas com um único critério, geralmente uma medida quantitativa de eficiência econômica. A melhor alternativa é aquela que otimiza uma determinada função-objetivo, a qual avalia o desempenho das alternativas viáveis, segundo o critério considerado. Nos métodos monocritérios é possível ordenar as alternativas pelo desempenho dessa função. No entanto, eles são extremamente limitados no que concerne à quantidade e tipo de aspectos que podem ser considerados, especialmente em processos decisórios mais complexos.

Desde os anos 70, a comunidade científica tem proposto uma série de métodos multicritérios, em geral com as premissas de descrever, classificar, ordenar ou escolher as alternativas, incorporando os diversos aspectos relevantes do processo decisório (ROY, 1996). A premissa a ser adotada depende do tipo de problema decisório e sua escolha influencia o processo de estruturação do modelo e, eventualmente, a definição dos critérios a serem utilizados (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). A premissa da descrição envolve a especificação de quais são os aspectos essenciais, segundo os sistemas de valores dos decisores, a serem considerados na definição e formalização das

alternativas, em termos qualitativos e quantitativos. Essa abordagem concentra-se na obtenção de uma matriz com as informações relativas aos aspectos considerados relevantes pelo decisor para cada alternativa, por meios sistemáticos ou automáticos. Uma vez obtida essa matriz, os decisores consideram-se aptos para avaliar as alternativas e levar adiante o processo decisório. Na premissa da classificação, um conjunto de alternativas é classificado em diferentes categorias, onde cada alternativa viável é associada a apenas uma categoria, segundo regras estabelecidas *a priori*. Um caso particular é a rejeição absoluta, usada para redução do número de alternativas a serem analisadas, onde são definidos aspectos e critérios de desempenho que, não cumpridos pelas alternativas, as eliminam do conjunto viável. A premissa da ordenação consiste em estabelecer um ranque para arranjar as alternativas em ordem crescente ou decrescente, segundo critérios de desempenho, importância, prioridade ou preferência. A premissa da escolha é considerada a mais clássica e envolve a seleção de uma determinada alternativa ou de um conjunto restrito de alternativas (ROY, 1996).

Em função da abordagem e dos diferentes tipos de dados, os problemas multicritérios podem ser classificados em (HWANG e YOON, 1981): tomada de decisão multicritério (*Multiple Criteria Decision Making - MCDM*), também conhecida por tomada de decisão multiatributo (*Multiple Attribute Decision Making - MADM*), e tomada de decisão multiobjetivo (*Multiple Objective Decision Making - MODM*). A abordagem MCDM é aplicada do ponto de vista da avaliação, o qual é geralmente associado aos julgamentos das preferências entre um número limitado de alternativas determinadas *a priori* e descritas por seus critérios (ou atributos). A MCDM é usada para classificação, ordenamento e seleção das alternativas. Os métodos para tratamento dos problemas MCDM podem ser divididos em métodos da teoria da utilidade multicritério (*Multiple Criteria Utility Theory – MCUT*) ou utilidade multiatributo (*Multiple Attribute Utility Theory – MAUT*), originados nos países de língua inglesa, e em métodos baseados nas preferências dos decisores (*Outranking Methods*), mais associados à escola francesa.

Por outro lado, na MODM assume-se que as alternativas não são dadas *a priori*, cuja abordagem proporciona um modelo para a determinação de um conjunto de alternativas para a tomada de decisão. A MODM é especialmente adequada ao ponto de vista do planejamento e da modelagem baseada no valor, onde se busca descrever e selecionar as alternativas em função dos sistemas de valores dos decisores e de

quanto satisfazem a meta e os objetivos, considerando suas interações com as restrições do problema.

A teoria da utilidade multicritério determina as preferências dos decisores a partir de uma estrutura hierárquica de objetivos e critérios, onde um determinado critério é transformado em uma função que mensura o desempenho local de uma alternativa, em relação ao aspecto considerado. Os valores locais são combinados e agregados por uma função de utilidade ponderada, que incorpora as preferências dos decisores para atribuir uma pontuação global a cada alternativa. A ordenação dessas pontuações fornece um ranque para determinação da melhor alternativa. Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), os aspectos críticos dessa abordagem são a determinação das funções e, especialmente, a determinação dos fatores de ponderação, pois os resultados são fortemente baseados nesses parâmetros. Embora muitos trabalhos tratem da determinação de funções de valor, a principal crítica a essa teoria refere-se às possíveis considerações não reais de independência preferencial entre os critérios, alertam Tzeng e Huang (2011). Os métodos baseados na utilidade multicritério, também chamados de abordagem de critério único de síntese, são os mais utilizados no apoio à tomada de decisão (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). Dentre os métodos dessa abordagem, destacam-se o SMART, AHP e TOPSIS, apresentados na Seção 5.12.

Os métodos baseados nos julgamentos das preferências dos decisores (*Outranking Methods*), em vez de usarem funções matemáticas complexas, comparam as relações de preferências entre pares de alternativas. Essa abordagem baseia-se na análise das relações de subordinação entre as alternativas. Se os decisores têm argumentos suficientes para julgar que uma alternativa a é, pelo menos, tão atrativa quanto uma alternativa b , e não há argumentos suficientes para refutar tal julgamento, então se considera que a subordina b ($a S b$). Construídas essas relações, elas podem ser exploradas de acordo com certas regras, a fim de se obterem informações sobre a melhor alternativa. Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), as relações de subordinação enriquecem os julgamentos de forma realística, porém não excessiva. Seus resultados situam-se entre aqueles fornecidos pelas relações de preferências (muito pobres para serem utilizados) e os gerados pela teoria da utilidade multicritério (muito ricos, porém podendo ser pouco confiáveis). Os principais métodos que utilizam essa abordagem são o PROMETHEE e o MACBETH, apresentados na Seção 5.12. Embora esses métodos tenham sido propostos para superar as dificuldades empíricas das funções de utilidade no tratamento de

problemas práticos, suas principais críticas referem-se à deficiência de fundamentação axiomática, como problemas de estruturação, agregação e não compensatórios entre os critérios (TZENG e HUANG, 2011).

Os métodos multiobjetivos para apoio à decisão (MODM) buscam otimizar simultaneamente mais de uma função objetivo, muitas vezes conflitantes entre si, para obter as soluções mais convenientes no espaço viável, segundo um conjunto de restrições bem definido. Esses métodos estão naturalmente associados às técnicas de otimização, especialmente a programação matemática e os algoritmos meta-heurísticos. No entanto, as dificuldades desses métodos envolvem a obtenção das soluções de compromisso entre os objetivos e restrições (*trade-offs*), devido ao porte e complexidade do problema. Como as técnicas usuais de programação matemática permitem a obtenção de uma solução final única, o problema multiobjetivo deve ser transformado em mono-objetivo por meio de uma função ponderada que englobe os diversos critérios de otimização (RAMÍREZ-ROSADO e BERNAL-AGUSTÍN, 1998; STUMMER e HEIDENBERGER, 2003). Portanto, é necessária a determinação prévia dos fatores de ponderação que representem as relações de compromisso entre os critérios. Se tais fatores de ponderação não estiverem disponíveis, ou não possam ser determinados *a priori*, então devem ser utilizadas técnicas de otimização multiobjetivo que permitam a obtenção simultânea de um conjunto de soluções eficientes (Pareto-Ótimas). Por outro lado, o porte e as dimensões do problema aumentam com o número de variáveis, objetivos e restrições, o que requer maior esforço computacional, podendo impedir a obtenção das soluções. O desenvolvimento de diversas técnicas meta-heurísticas, especialmente as bioinspiradas, tem proporcionado meios práticos e eficientes para resolver os problemas mono e multiobjetivos (MISHRA *et al.*, 2011; TZENG e HUANG, 2011). Dentre as técnicas bioinspiradas, destacam-se os algoritmos genéticos, colônias de formigas e enxames de partículas (Capítulo 4).

O problema de decisão multicritério *a posteriori* é originado de um problema multiobjetivo e envolve um conjunto de alternativas constituído pelos pontos eficientes, encontrados previamente por um algoritmo de otimização, e um conjunto de impactos ou desempenhos das alternativas nos respectivos objetivos. O desempenho local das alternativas disponíveis é avaliado em relação a cada critério decisório. Em seguida, uma função de agregação ponderada incorpora as preferências dos decisores para obter uma pontuação do desempenho global de cada alternativa. O ranque dessa pontuação é usado para determinar a melhor alternativa para a tomada de decisão

(PARREIRAS, MACIEL e VASCONCELOS, 2006). Muitos trabalhos combinam abordagens multiobjetivo e multicritério para determinação de um conjunto de alternativas viáveis e eficientes *a priori*, escolhendo a melhor alternativa *a posteriori*, segundo as preferências dos decisores (DEB, RAO e KARTHIK, 2007; DHANALAKSHMI *et al.*, 2011; KIM *et al.*, 2012; KUMAR, DAS e SHARMA, 2008; MAGHOULI *et al.*, 2009; RACHMAWATI e SRINIVASAN, 2010; RAMESH, KANNAN e BASKAR, 2012; STUMMER e HEIDENBERGER, 2003; WANG, OCHOA e HARRISON, 2011).

Os métodos baseados no julgamento interativo têm origem nos procedimentos de otimização multiobjetivo e fazem uso de uma sequência de julgamentos, realizados pelos decisores, sobre o desempenho requerido localmente em um determinado critério. Para tanto, ocorre uma sequência de passos alternados: uma fase de cálculo e uma fase de interação com o decisor. O primeiro passo computacional gera uma solução que é apresentada ao decisor que, por sua vez, fornece informações adicionais sobre suas preferências em um dado critério, visando melhorar as funções-objetivo. O processo é repetido até que se obtenha uma solução satisfatória. Apesar de alguns pesquisadores desenvolverem métodos bem fundamentados, há poucas aplicações práticas do julgamento local interativo (DEB *et al.*, 2010; ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001).

Os conjuntos *fuzzy* foram propostos para tratar os problemas linguísticos e de incertezas nos dados, com muitas aplicações na área de controle automático. Mais recentemente, o uso de variáveis *fuzzy* foi incorporado a diversos métodos multicritério para o tratamento de incertezas nos problemas decisórios, devido à simplicidade e similaridade ao raciocínio humano (HUANG, ZHOU e QI, 2005; MAGHOULI *et al.*, 2009; TZENG e HUANG, 2011).

5.6 CRITÉRIOS DECISÓRIOS

A preocupação inicial na estruturação de um modelo multicritério é definir quais são os aspectos que, dentro do contexto decisório, os decisores consideram essenciais e desejáveis de serem levados em conta na avaliação das alternativas. Esses aspectos constituem os critérios ou eixos de avaliação do problema, os quais refletem os objetivos estratégicos, explicitam os valores que os decisores consideram importantes no contexto decisório e definem as características e propriedades das alternativas de interesse. Como os objetivos estratégicos são usualmente estabelecidos de forma genérica, para serem

úteis à tomada de decisão eles devem ser interpretados pelos critérios para delimitar a avaliação das alternativas concernentes ao contexto decisório (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). Os mapas cognitivos e as árvores hierárquicas auxiliam nessa tarefa, proporcionando a decomposição e a estruturação do problema.

5.6.1 Mapas cognitivos

Um mapa cognitivo é uma forma de estruturar e representar o problema através de uma hierarquia de conceitos relacionados por ligações de influência entre meios disponíveis e fins desejados. Os mapas cognitivos causais (ou diagramas de influência) são definidos como grafos onde os nós representam os conceitos e os ramos indicam suas relações de influência e subordinação hierárquica. Uma linha de argumentação é constituída por uma cadeia de conceitos inferiores que são influenciados por um conceito hierarquicamente superior. Os ramos são constituídos por uma ou mais linhas de argumentação que demonstrem preocupações similares sobre o contexto decisório. Trata-se, essencialmente, de uma análise de conteúdo, que leva em conta as ideias expressas nos conceitos. É sobre cada um dos ramos do mapa que será feita a pesquisa visando identificar os pontos de vista que os decisores desejam levar em conta no modelo multicritério.

5.6.2 Árvores de decisão

Uma árvore de decisão (ou árvore de valores) é uma estrutura que utiliza a lógica de decomposição hierárquica para estruturar os diferentes níveis de critérios do problema decisório, onde um critério mais complexo é decomposto em subcritérios de mais fácil mensuração. A construção de uma árvore de decisão inicia pela identificação das metas e dos objetivos estratégicos do problema no topo da estrutura hierárquica, aos quais são associados os critérios principais no nível imediatamente inferior. Esses critérios podem ser decompostos em subníveis mais específicos (subcritérios), definindo a estrutura hierárquica da árvore. Os critérios do nível mais inferior são chamados de elementos de decisão e permitem a mensuração do desempenho das alternativas por meio de descritores diretos ou indiretos. Tais critérios devem ser mutuamente independentes e coletivamente necessitam fornecer uma caracterização exaustiva (completa) do critério do nível superior. A hierarquia não deve conter laços, ou seja, deve existir apenas uma ligação de um critério inferior para um critério superior. Em determinados contextos decisórios os critérios superiores na hierarquia podem agrupar um conjunto de subcritérios em uma mesma área de

interesse. Geralmente, esse agrupamento é feito em relação aos aspectos de custos e benefícios (GOODWIN e WRIGHT, 2004; KABLI, 2009).

Para avaliar a validade e aplicabilidade dos critérios da árvore de decisão na representação dos objetivos do decisor no modelo multicritério, ela deve atender às seguintes propriedades (KEENEY e RAIFFA, 1993; ROY, 1996):

- *Essencialidade*: os critérios devem representar os aspectos que sejam de fundamental importância aos objetivos estratégicos, segundo os valores dos decisores;
- *Controlabilidade*: os critérios devem representar aspectos que sejam influenciados apenas pelas alternativas em questão;
- *Abrangência*: o conjunto de critérios deve incluir todos os aspectos considerados importantes pelos decisores para avaliar as alternativas potenciais;
- *Mensurabilidade*: os critérios devem permitir a mensuração do desempenho das alternativas de forma clara e com o menor grau de ambiguidade possível;
- *Operacionalidade*: os critérios devem permitir a obtenção das informações requeridas sobre o desempenho das ações potenciais, com o menor esforço e tempo possível;
- *Isolabilidade*: os critérios devem permitir a análise de um aspecto fundamental de forma independente com relação aos demais aspectos do conjunto hierárquico;
- *Não Redundância*: os critérios devem evitar representações e mensurações duplicadas de um mesmo aspecto;
- *Concisão*: o número de aspectos considerados pelo conjunto de critérios deve ser o mínimo necessário para modelar o problema de forma viável e adequada, segundo a visão dos decisores;
- *Compreensibilidade*: os critérios devem ter seus significados claros para os decisores, de forma a permitir a geração de conhecimento e a comunicação de ideias;

O processo de construção da árvore de valores é recursivo. Os fatores que geram tal recursividade são a decomposição dos eixos de avaliação e a preocupação com a isolabilidade dos critérios. A decomposição de um eixo de avaliação, pela definição de novos critérios em diferentes níveis hierárquicos, altera a estrutura da árvore. Alguns rearranjos podem ser necessários para garantir a propriedade da isolabilidade, onde alguns critérios são redefinidos, agrupados em um único descritor ou sua posição na hierarquia é alterada. A nova árvore deve ser testada para verificar se o nível de decomposição é satisfatório

e se apresenta um compromisso adequado entre todas as propriedades. Caso seja necessário um maior detalhamento, o processo se repete até que os decisores sintam-se satisfeitos com o modelo gerado. Uma vez definido como avaliar cada critério, os decisores devem atribuir valores a cada nível de desempenho dos descritores, usando funções de valor.

Enquanto as árvores de decisão apresentam os critérios de forma simples e clara, em um mapa cognitivo pode haver relacionamentos complexos entre conceitos. Se por um lado os mapas cognitivos são mais ricos em informação sobre como os decisores constroem seu problema, por outro lado a árvore de decisão permite melhor organizar e hierarquizar os diversos aspectos a serem levados em conta na avaliação das ações, concluem Ensslin, Montibeller e Noronha (2001).

5.6.3 Axioma da independência preferencial

Os critérios decisórios são isoláveis quando atendem ao Axioma da Independência Preferencial Mútua (KEENEY e RAIFFA, 1993). Ela ocorre quando a ordinalidade (ordem) e a cardinalidade (intensidade) da preferência entre um par de alternativas, em um dado critério, não dependem do seu desempenho nos demais critérios. Primeiro deve ser verificada a independência preferencial ordinal e, em seguida, a independência preferencial cardinal. Se essa condição for verificada entre todos os pares e em ambos os sentidos, então eles apresentam independência preferencial mútua. Se dois critérios são estatisticamente dependentes, mas os decisores os julgarem como eixos de avaliação preferencialmente independentes (em termos de seus sistemas de valores), eles são considerados isoláveis (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). A condição de independência preferencial permite realizar dois tipos de avaliações fundamentais para um modelo multicritério. A avaliação local mede o desempenho de uma alternativa em um determinado critério, independentemente do seu desempenho nos demais. A avaliação global permite agregar em uma única medida, os desempenhos locais de uma alternativa em todos os critérios, adotando-se um peso relativo para a importância de cada critério.

5.6.4 Descritores dos critérios

Os descritores dos critérios fornecem um melhor entendimento daquilo que representa a preocupação do decisor ao mensurar uma dimensão do contexto decisório. Eles permitem a construção de escalas de preferências para mensuração do desempenho local das alternativas em cada critério, auxiliando na construção de um modelo de avaliação global (ROY, 1993). Cada descritor é definido por um conjunto de

níveis de impacto (escala), que devem estar ordenados em termos de preferência, segundo os sistemas de valores dos decisores. O nível mais atrativo é aquele que, para os decisores, corresponde a uma alternativa cujo desempenho é o melhor possível em dada dimensão. O nível menos atrativo é aquele correspondente a uma alternativa com o pior desempenho aceitável nessa dimensão. Os demais níveis situam-se entre esses dois extremos, ordenados entre si.

Os descritores são classificados em diretos, construídos e indiretos, os quais podem ser subclassificados em qualitativos e quantitativos contínuos ou discretos (KEENEY, 1992). Os descritores diretos permitem uma mensuração intrínseca e direta do desempenho das alternativas, claramente entendida pelos decisores. Os descritores construídos são obtidos pela decomposição de um critério importante ou complexo para permitir a mensuração do desempenho das alternativas de forma concisa e explícita. Os descritores indiretos (*Proxy*) adotam um indicador apropriado, associado a uma propriedade ou evento fortemente relacionado ao critério, para mensurar indiretamente o desempenho das alternativas. Os descritores quantitativos descrevem o critério utilizando uma escala numérica ou função matemática contínua ou discreta. Já os descritores qualitativos são aqueles que necessitam de expressões semânticas ou representações pictóricas para descrever adequadamente o critério. Ensslin, Montibeller e Noronha (2001) salientam que não há um descritor ótimo. Um descritor é considerado adequado na medida em que os decisores o considerem uma ferramenta apropriada à avaliação do desempenho das alternativas.

5.6.5 Escalas dos descritores

Uma escala é um conjunto de números ou símbolos atribuídos a um conceito particular que se quer medir. As metodologias multicritério usam quatro tipos de escalas para os descritores: nominal, ordinal, intervalos e de razões. A escala mais simples é a nominal, pois apenas classifica as alternativas de forma qualitativa, sem uma ordem de preferência entre as distintas categorias (ou classes), onde cada alternativa é associada a apenas uma categoria (classificação exaustiva e mutuamente exclusiva). Na escala ordinal as categorias guardam uma hierarquia de preferência crescente ou decrescente para ordenar as alternativas, mas não permite quantificar o quanto um ponto da escala é mais preferível que outro. A escala de intervalos, além de classificar e ordenar as alternativas, também permite distinguir a diferença de magnitude entre os intervalos e entre as categorias, onde o máximo e mínimo da escala são arbitrários. A escala de razões é a mais completa,

pois envolve todas as propriedades das outras escalas e permite a comparação direta das categorias que a compõe, onde o ponto nulo da escala é naturalmente fixado (não arbitrário). Cada tipo superior engloba as propriedades das escalas inferiores, aumentando o poder de medição e de informação proporcionada (KABLI, 2009).

5.7 RELAÇÕES DE PREFERÊNCIAS

Os métodos multicritérios requerem a obtenção de informações das preferências do decisor. Segundo Ensslin, Montibeller e Noronha (2001), a elicitación das preferências do decisor não deve depender da forma como as informações são apresentadas (invariância na descrição), os diferentes métodos de elicitación dos julgamentos devem fornecer o mesmo resultado (invariância no procedimento) e o valor intrínseco de cada alternativa não deve depender das restantes (independência preferencial). Esses três aspectos estão relacionados ao fato de que o paradigma racionalista busca descrever objetivamente um fenômeno, no caso, revelar as preferências do decisor. Entretanto, Ensslin, Montibeller e Noronha (2001) alertam que esse pressuposto pode não ser válido, pois usualmente os decisores não têm suas preferências e escolhas bem articuladas e definidas para serem reveladas e reproduzidas. Já o paradigma construtivista considera que as preferências e escolhas dos decisores são construídas ao longo do processo de estruturação do modelo de avaliação das alternativas (ROY, 1993). Portanto, os parâmetros do modelo são considerados ferramentas aceitas pelos decisores como úteis para apoiar seu processo decisório.

A avaliação das alternativas envolve a comparação do seu desempenho em cada critério. Três relações básicas são definidas para a comparação das alternativas em relação a um determinado critério: preferência estrita, indiferença e incomparabilidade. Sejam as alternativas a e b e uma função descritora $v(\cdot)$ que mede o grau de preferência ou desempenho das alternativas em um critério. Na relação de preferência estrita para maximização, se a é preferível a b , então o valor de $v(a)$ deve ser maior que o de $v(b)$ no critério dado, assim:

$$a \mathbf{P} b \Leftrightarrow v(a) > v(b). \quad 5.1$$

Na relação de preferência estrita para minimização, se a é preferível a b , então $v(a)$ deve ser menor que $v(b)$ no critério dado:

$$a \mathbf{P} b \Leftrightarrow v(a) < v(b). \quad 5.2$$

Na relação de indiferença preferencial, se a é indiferente a b , então o valor de $v(a)$ deve ser igual ao valor de $v(b)$ no critério dado:

$$a I b \Leftrightarrow v(a) = v(b). \quad 5.3$$

Caso não seja possível comparar as alternativas a e b , considera-se uma relação de incomparabilidade ($a R b$). A incomparabilidade pode ocorrer quando o decisor não deseja ou não tem condições ou informações para comparar as alternativas e quando existem opiniões divergentes sobre qual a melhor alternativa.

Nas relações de preferência é importante considerar o Axioma da Transitividade, o qual estabelece que se a alternativa a é preferível à b ($a P b$), e se b é preferível a c ($b P c$), então a também deve ser preferível à alternativa c ($a P c$). A transitividade também deve ser válida para as relações de indiferença (ROY, 1996).

Na análise multicritério, cada critério é representado por uma função que mede o desempenho local das alternativas com relação a um determinado aspecto. As funções que representam os diversos aspectos do problema devem ser analisadas de forma simultânea. A análise dos múltiplos critérios só é possível nas situações que não envolvam incomparabilidades entre os pares de alternativas. No entanto, as relações de preferência mostram-se pobres em quantidade de informação para serem utilizadas nos métodos multicritério (ROY, 1996). Há várias abordagens que permitem lidar com essa situação, cada uma delas requerendo tipos diferentes de informações adicionais sobre as preferências dos decisores e distintas formas de agregação dos desempenhos das alternativas (TZENG e HUANG, 2011).

5.8 AVALIAÇÃO LOCAL DAS ALTERNATIVAS

Uma vez identificados os aspectos importantes do problema decisório e tendo a hierarquia de critérios estruturada, a etapa seguinte é a avaliação do desempenho local das alternativas. Para tanto, é necessário estabelecer variáveis para representar e medir o desempenho das alternativas em cada critério do nível mais inferior da hierarquia. No caso dos descritores quantitativos contínuos, deve-se obter o valor correspondente ao desempenho local da alternativa no critério por ele representado. Quando a avaliação local é mensurada por meio de um descritor qualitativo, ou quantitativo descontínuo, deve-se identificar o nível que melhor represente o desempenho da alternativa que está sendo avaliada, segundo os sistemas de valores dos decisores.

Uma função de valor local pode ser usada para mensurar e ordenar a intensidade de preferência entre pares de alternativas, segundo um determinado critério. Ela proporciona as informações relativas às diferenças de atratividade entre os níveis de cada descritor, sendo uma ferramenta aceita pelos decisores para auxiliar na articulação de suas preferências (KEENEY e RAIFFA, 1993). Uma função de valor refere-se à quantificação da preferência dos decisores, quando não há incertezas sobre o desempenho das alternativas. Já uma função utilidade incorpora as atitudes dos decisores frente aos riscos e incertezas (VON WINTERFELDT e EDWARDS, 1986).

Em algumas funções de valor, variações idênticas de uma mesma grandeza podem gerar diferentes e significativas variações de atratividade. Por essa razão, mesmo para os descritores quantitativos as funções de valor devem mensurar essas diferenças de forma adequada. Matematicamente, os níveis de uma função de valor devem observar três condições, entre todos os pares de alternativas. Assim, dado que o objetivo é a maximização do desempenho, seja $v(\cdot)$ o valor local para as alternativas pertencentes a um conjunto viável (KEENEY, 1992):

- $v(a) > v(b)$, se e somente se a for mais atrativa que b ($a P b$);
- $v(a) = v(b)$, se e somente se a for indiferente a b ($a I b$);
- $v(a) - v(b) > v(c) - v(d)$, se e somente se a diferença de atratividade entre a e b for maior que a diferença de atratividade entre c e d .

Algumas funções de valor local têm as propriedades de uma escala de intervalos e sua interpretação deve ser cuidadosa. As escalas de intervalos são usadas quando não existir um ponto nulo fixado, mas uma referência (ponto mínimo) escolhida pelo decisor para ancorar seus julgamentos, onde o importante é a comparação do espaçamento entre dois pontos. No entanto, os decisores sempre apresentam certo grau de imprecisão ao expressarem numericamente as suas preferências. Tais imprecisões não estão relacionadas ao método de obtenção da função de valor, mas à natureza humana. Para o decisor é natural identificar que uma alternativa é preferível à outra (julgamento qualitativo). Porém, identificar o quanto uma alternativa é preferível à outra (julgamento cardinal) é uma forma de raciocínio não natural, cujas imprecisões devem ser consideradas (GOODWIN e WRIGHT, 2004).

A literatura apresenta diversos métodos para a construção de funções de valor para descritores qualitativos ou quantitativos, cuja escolha deve considerar as vantagens e desvantagens de cada

procedimento (VON WINTERFELDT e EDWARDS, 1986; KEENEY e RAIFFA, 1993; GOODWIN e WRIGHT, 2004). Dentre eles, destacam-se os métodos da pontuação direta, bisseção e julgamento semântico.

5.8.1 Método da pontuação direta

O método da pontuação direta (*Direct Rating Method*) é a abordagem numérica mais importante e amplamente utilizada na construção de funções de valor para critérios que fazem uso de descritores qualitativos, ou quantitativos não contínuos (VON WINTERFELDT e EDWARDS, 1986; GOODWIN e WRIGHT, 2004). Primeiramente, o decisor deve ordenar as alternativas em função de sua importância no critério. O valor máximo de uma escala (geralmente entre 0 e 100) é atribuído à primeira alternativa e o valor mínimo à última alternativa na ordem de importância (ranque). Em seguida, o decisor deve pontuar as alternativas intermediárias, de forma que os espaçamentos entre os valores atribuídos reflitam o grau de preferência ou de melhoria no valor de uma alternativa em relação às outras no critério em questão. Nesse método são os espaçamentos (ou melhorias) entre os pontos da escala que devem ser comparados, já que a alocação da referência (valor mínimo) foi arbitrária e a escala é de intervalos. Os valores atribuídos pelo decisor não precisam ser muito precisos, pois a seleção da melhor alternativa geralmente é robusta e, portanto, pouco sensível a variações nos valores atribuídos pelo decisor.

A simplicidade do método de pontuação direta permite rapidez na obtenção da função de valor, sem requerer transformações matemáticas que possam afetar a credibilidade dos resultados obtidos. No entanto, faz uso de julgamentos expressos numericamente, o que, segundo Goodwin e Wright (2004), é uma forma não natural de raciocínio, podendo gerar funções de valor em desacordo com as preferências do decisor.

5.8.2 Método da bisseção

O método da bisseção é especialmente útil para a construção de uma função de valor não linear para descritores quantitativos, sendo amplamente utilizado na prática (WATSON e BUEDE, 1987). No método da bisseção, o decisor deve identificar o valor do desempenho intermediário entre os valores da alternativa mais preferida (melhor desempenho) e da menos preferida (pior desempenho). O valor intermediário não precisa corresponder ao de uma alternativa disponível e pode representar uma alternativa fictícia. Definido o ponto médio, o decisor identifica os pontos intermediários entre os já disponíveis (quaternários). Com os cinco pontos obtidos para os valores do critério,

pode-se traçar uma curva da função de valor para estimar o desempenho das alternativas disponíveis (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Para refinar a função de valor, podem ser encontrados tantos pontos intermediários quanto se queira. A vantagem do método da bisseção é a obtenção direta dos pontos, sem necessitar transformações matemáticas. No entanto, o método requer um descritor quantitativo e exige certo grau de abstração dos decisores devido aos questionamentos pouco naturais envolvidos, advertem Ensslin, Montibeller e Noronha (2001).

5.8.3 Método do julgamento semântico

No método do julgamento semântico a função de valor é obtida por comparações entre pares de alternativas, onde o decisor expressa qualitativamente a intensidade da preferência de uma alternativa sobre outra, usando uma escala ordinal semântica. Os métodos AHP, ANP, MACBETH e PROMETHEE (Seção 5.12) adotam escalas semânticas e modelos matemáticos para determinar as funções de valor que melhor representem os julgamentos do decisor. A vantagem desse método é permitir que as preferências sejam expressas de forma qualitativa, permitindo uma interação mais natural com os decisores. A facilidade no uso tem sido apontada como uma das razões do sucesso dos métodos que adotam os julgamentos semânticos (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). Por outro lado, eles requerem um grande número de comparações e fazem uso de transformações matemáticas pouco transparentes aos decisores.

5.9 ELICITAÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS

Para combinar adequadamente as informações dos desempenhos locais das alternativas em cada critério, de forma a obter uma visão da atratividade ou desempenho global de cada alternativa, é necessário um conjunto de parâmetros associados aos critérios. Os pesos são os parâmetros que expressam, de forma compensatória, a importância dos critérios, segundo o julgamento dos decisores, ou seja, representam a perda de desempenho que uma alternativa deve sofrer em um critério, para compensar o ganho em outros (KEENEY, 1992; ROY, 1996). Na literatura, os pesos também são chamados de fatores de compensação, constantes de escala ou taxas de substituição. Watson e Buede (1987) salientam que os pesos dependem da estrutura hierárquica da árvore de valores, cujos valores podem variar caso um critério seja subdividido na hierarquia. Os pesos são parâmetros considerados constantes durante a

avaliação de qualquer alternativa que tenha o seu desempenho dentro da faixa delimitada pelos descritores dos critérios.

O método para obtenção dos pesos é um componente importante no desenvolvimento de um modelo multicritério. Apesar de serem fundamentais a qualquer modelo, Ensslin, Montibeller e Noronha (2001) advertem que os pesos são parâmetros cuja obtenção na prática não é trivial, pois exigem procedimentos rigorosos para defini-los e requerem uma noção de compensação entre os critérios que é pouco natural ao pensamento dos decisores. A lógica e a noção de compensação a serem adotadas para determinação dos pesos devem ser bem compreendidas pelos decisores, cujo método a ser utilizado depende de suas vantagens e desvantagens em cada contexto decisório. Dos diversos métodos disponíveis para determinação dos pesos, destacam-se os métodos de pontuação direta, comparações par-a-par, compensação, pesos das trocas e pesos sintéticos (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Os métodos diferem em termos da fundamentação teórica, grau de precisão, simplicidade na aplicação e facilidade de compreensão pelos decisores (KABLI, 2009).

5.9.1 Método da Pontuação Direta

O método da pontuação direta (*Direct Rating Method*) usa o julgamento das relações numéricas da importância relativa dos critérios (VON WINTERFELDT e EDWARDS, 1986; GOODWIN e WRIGHT, 2004). Inicialmente, o decisor atribui uma pontuação para o critério menos importante, usando uma escala predeterminada, geralmente entre 0 e 100. Quanto maior a pontuação, maior o grau de importância do critério. Em seguida, os próximos critérios, em ordem crescente de importância, são identificados e pontuados em função de sua importância relativa ao critério anterior. As pontuações normalizadas correspondem aos pesos dos critérios, cuja soma deve ser unitária. A vantagem do método é sua simplicidade e rapidez. Porém, a necessidade de julgamentos numéricos abstratos, de quanto um critério é mais importante do que outro, é a sua maior desvantagem (KABLI, 2009).

Uma variante do método de pontuação direta é o *Ratio Estimation Procedure* (EASTON, 1973). Esse procedimento é iniciado a partir de uma ordenação prévia dos critérios mais importantes. A pontuação máxima (100 pontos) é atribuída ao critério mais importante. Pontuações proporcionalmente menores são dadas aos critérios restantes, na ordem decrescente de importância. A pontuação atribuída ao critério menos importante é assumida como um ponto de âncora para calcular as relações das pontuações. Especificamente, a pontuação de cada critério é dividida pela pontuação do critério menos importante. Essas relações

representam o grau de desejo de uma variação do pior nível para o melhor nível desejado nos critérios, em comparação com uma variação do pior para o melhor nível no primeiro critério. Os pesos são obtidos pela normalização dos valores das relações em cada critério.

5.9.2 Método da Compensação

O método da compensação (*Trade-off Method*) consiste em comparar duas alternativas fictícias com desempenhos diferentes em apenas dois critérios e idênticos nos demais (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Nesses dois critérios, uma alternativa possui melhor nível no primeiro critério e pior no segundo, enquanto que a segunda alternativa possui a situação inversa. Escolhendo qual das duas alternativas é a preferida, os decisores definem o critério preferencial. O fator crítico deste método é o ajuste do nível de uma das alternativas em um dos critérios, de forma que as duas alternativas sejam consideradas indiferentes pelos decisores. Tipicamente, isso é feito piorando-se gradualmente o desempenho da alternativa preferida até que se torne indiferente à outra, segundo o julgamento dos decisores. Como as funções de valor dos critérios são conhecidas, os valores numéricos para os pesos podem ser calculados.

A vantagem do método é sua robustez, pois os pesos são obtidos pela compensação explícita, feita pelos decisores, sobre perdas e ganhos de desempenho nos critérios (VON WINTERFELDT e EDWARDS, 1986; KEENEY, 1992). Outro ponto positivo é não exigir julgamentos numéricos por parte dos decisores (SCHOEMAKER e WAID, 1992). No entanto, há desvantagens como os questionamentos abstratos impostos ao decisor, complexidade na obtenção dos dados, quantidade de julgamentos requeridos, necessidade de transformações matemáticas para obtenção dos valores dos pesos e a necessidade de os descritores dos critérios serem contínuos (SCHOEMAKER e WAID, 1992).

5.9.3 Método das Trocas

O método das trocas (*Swing Weights*) inicia a partir de uma alternativa fictícia com o desempenho no pior nível em todos os critérios. Em seguida, o decisor escolhe um critério prioritário para alterar o desempenho dessa alternativa para o melhor nível. A essa troca (*swing*) atribuem-se 100 pontos. O mesmo procedimento é feito com os critérios remanescentes, para escolher aqueles onde o decisor deseja realizar as próximas trocas, definindo uma ordem de importância para os critérios e estabelecendo uma pontuação para cada troca. A pontuação normalizada representa o peso de cada critério, tal que sua soma seja

unitária (VON WINTERFELDT e EDWARDS, 1986; GOODWIN e WRIGHT, 2004). A vantagem do método é sua rapidez e simplicidade, sem a necessidade de preordenar os critérios. No entanto, a forma abstrata dos questionamentos para obtenção dos valores numéricos das trocas e as transformações matemáticas, embora simples, são algumas desvantagens (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001).

5.9.4 Método das comparações par-a-par

A obtenção dos pesos usando comparações par-a-par (*Pairwise Comparison Method*) adota julgamentos semânticos para construir matrizes de relações, cujo procedimento foi desenvolvido por Saaty (1980) no contexto do método AHP (Seção 5.12.2). Na primeira etapa é feita uma ordenação da importância preferencial dos critérios. Em seguida, os decisores definem qualitativamente a intensidade da preferência entre todos os pares de critérios, usando categorias semânticas. No AHP, os julgamentos semânticos são convertidos em valores numéricos por meio de uma escala fundamental, com valores inteiros entre 1 e 9, para representar a força das preferências. Os termos da matriz de julgamentos, chamada de Matriz de Reciprocidade, indicam o quanto um critério de uma linha é mais importante que um critério de uma coluna. Os termos da diagonal são unitários, pois cada critério tem igual importância consigo mesmo. Como deve haver reciprocidade nos julgamentos entre os pares de critérios, os termos abaixo da diagonal são recíprocos dos termos acima da diagonal. O maior autovalor da Matriz de Reciprocidade permite o cálculo de um índice para verificação da consistência dos julgamentos. Pequenas inconsistências nos julgamentos são comuns e não causam imprecisões significativas. Caso a matriz seja consistente, seu autovetor normalizado fornece os pesos dos critérios. Tzeng e Hwang (2011) apresentam diversos problemas decisórios onde o método AHP é usado para obtenção dos pesos dos critérios, combinado com outras técnicas multicritério, como o SMART e o TOPSIS (Seção 5.12).

Os métodos MACBETH e PROMETHEE também fazem uso de julgamentos semânticos e comparações entre os pares de critérios para determinar os pesos e auxiliar na escolha das alternativas. Como vantagem, esses métodos não exigem que as preferências sejam julgadas de forma numérica, permitindo uma interação mais fácil e natural com os decisores. No entanto, a exigência de uma pré-ordenação preferencial dos critérios, a quantidade de julgamentos requeridos e a obtenção indireta dos pesos por procedimentos matemáticos complexos são desvantagens dos métodos de comparações par-a-par (KABLI, 2009).

5.10 PESOS SINTÉTICOS

Uma consideração implícita nas técnicas focadas na elicitación exata dos pesos, a partir do julgamento das preferências dos decisores, é que os valores numéricos obtidos são os corretos. No entanto, os pesos são muito dependentes do método adotado e não há concordância em qual deles produz os resultados mais precisos, já que os “pesos verdadeiros” são desconhecidos e devem ser definidos pela metodologia (SCHOEMAKER e WAID, 1982; BARRON e BARRETT, 1996). Portanto, pode haver tendências na elicitación dos pesos exatos, em função do método adotado e devido às inconsistências nos julgamentos subjetivos (BORCHERDING, SCHMEER e WEBER, 1995). Assim, esses métodos podem impor uma precisão que não exista na mente do decisor, alertam Barron e Barrett (1996).

Para evitar essas dificuldades, podem ser usados os pesos sintéticos aproximados, capazes de incorporar a informação sobre a qual o decisor esteja mais seguro e que tenha mais confiança, como o ranque de importância dos critérios, chamado de preferência ordinal. Se a decisão resultante for razoavelmente eficaz, há várias razões práticas para obtenção dos pesos sintéticos por meio de equações baseadas na preferência ordinal dos critérios. Enquanto o julgamento cardinal do grau de importância de um critério pode ser desconfortável para o decisor, o julgamento da preferência ordinal é mais simples, direto e mais preciso. Além disso, a ordenação preferencial dos critérios é uma etapa inicial e necessária na maioria dos métodos de elicitación dos pesos exatos. Outra razão para o uso dos pesos sintéticos é que o decisor pode não estar disponível, não habilitado ou não disposto a fazer os julgamentos necessários para determinar os pesos exatos (KIRKWOOD e SARIN, 1985). Além disso, quando há vários decisores, é mais provável obter-se um consenso na ordenação da importância dos critérios do que nos julgamentos do grau de preferência (BARRON e BARRETT, 1996). Há várias equações propostas na literatura para se determinar os pesos sintéticos para os critérios.

5.10.1 Pesos Iguais

A forma mais simples para obtenção de um conjunto de pesos aproximados é admitir-se que tenham valores iguais (*Equal Weights - EW*), calculados pela equação (DAWES e CORRIGAN, 1974):

$$w_i(EW) = \frac{1}{n}, \quad i = 1, \dots, n. \quad 5.4$$

Onde w_i é o peso do i -ésimo critério e n é o número de critérios.

5.10.2 Somatória dos Ranques

A somatória dos ranques (*Rank-Sum Weights - RS*) fornece pesos correspondentes à posição dos critérios nos ranques, normalizados pela soma dessas posições. Considerando $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_n \geq 0$, os pesos são calculados por (STILLWELL, SEAVER e EDWARDS, 1981):

$$w_i(RS) = \frac{n+1-i}{\sum_{j=1}^n j} = \frac{2(n+1-i)}{n(n+1)}, \quad i = 1, \dots, n. \quad 5.5$$

5.10.3 Recíproco do Ranque

Uma abordagem similar fornece os pesos baseados no recíproco dos ranques (*Rank Reciprocal Weights - RR*), ou seja, os pesos não normalizados são $1, 1/2, \dots, 1/n$. Normalizando-os pela soma desses termos, obtêm-se os pesos finais, onde a soma total é unitária (STILLWELL, SEAVER e EDWARDS, 1981):

$$w_i(RR) = \frac{1/i}{\sum_{j=1}^n 1/j}, \quad i = 1, \dots, n. \quad 5.6$$

5.10.4 Expoente do Ranque

O método do expoente do ranque (*Rank Exponent Weights - RE*) requer o valor do peso w_1 do critério mais importante (entre 0 e 1), substituído na equação (STILLWELL, SEAVER e EDWARDS, 1981):

$$w_i(RE) = \frac{(n-i+1)^p}{\sum_{j=1}^n (n-j+1)^p}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n. \quad 5.7$$

Essa equação é resolvida para obter o valor de p . Determinando-se p , os pesos dos critérios restantes podem ser calculados. Se $p = 0$, a equação atribui pesos iguais aos atributos. Se $p = 1$, o método resulta nos pesos da soma dos ranques (KABLI, 2009).

5.10.5 Pesos Centroide

Os pesos baseados no centroide (*Rank Order Centroid Weights - ROC*), propostos por Barron (1992), são derivados de uma análise sistemática da informação implícita no ranque da preferência ordinal dos critérios. Os pesos ROC são calculados a partir dos vértices do simplex \mathcal{S}_n , definido por $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_n \geq 0$ e restrito por $\sum_{i=1}^n w_i = 1$,

cujos vértices são $\mathbf{e}_1 = (1, 0, \dots, 0)$, $\mathbf{e}_2 = (1/2, 1/2, 0, \dots, 0)$, $\mathbf{e}_3 = (1/3, 1/3, 1/3, 0, \dots, 0)$, ..., $\mathbf{e}_n = (1/n, 1/n, 1/n, \dots, 1/n)$. Os pesos são determinados pelas médias das coordenadas correspondentes aos vértices que definem o centroide. De forma geral, para o i -ésimo atributo mais importante, o peso centroide é calculado pela equação:

$$w_i(ROC) = \frac{1}{n} \sum_{j=i}^n \frac{1}{j}, \quad i = 1, \dots, n. \quad 5.8$$

Por exemplo, sejam três critérios sujeitos às restrições $1 \geq w_1 \geq w_2 \geq w_3 \geq 0$ e $w_1 + w_2 + w_3 = 1$. Os valores viáveis para os pesos são restritos à pequena região triangular formada pelos pontos $(1,0,0)$, $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, 0)$ e $(\frac{1}{3}, \frac{1}{3}, \frac{1}{3})$, ilustrada na Figura 13. Assim, os pesos dos critérios são calculados pela média das coordenadas dessa região, onde $w_1 = \frac{(1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{3})}{3} = \frac{11}{18} = 0,611$, $w_2 = \frac{(0 + \frac{1}{2} + \frac{1}{3})}{3} = \frac{5}{18} = 0,278$ e $w_3 = \frac{(0 + 0 + \frac{1}{3})}{3} = \frac{2}{18} = 0,111$.

O simplex denotado por \mathcal{S}_n representa o espaço viável de pesos. Se o conjunto de informações sobre os pesos for inteiramente especificado por um ranque completo das alternativas, então nenhum ponto em \mathcal{S}_n pode ser considerado mais provável que outro e a densidade dos pesos é uniforme em \mathcal{S}_n . Qualquer densidade não uniforme requer informação adicional, além da ordenação dos ranques. Geometricamente, os pesos ROC definem o centroide do espaço viável de pesos \mathcal{S}_n . A melhor alternativa tem o maior valor médio sobre todo o simplex, e os pesos ROC representam o valor esperado da distribuição dos pesos, consistente com a informação disponível (BARRON, 1992).

Barron e Barrett (1996) comparam várias equações baseadas na preferência ordinal dos critérios para calcular os pesos sintéticos aproximados e as avaliam em função da qualidade das decisões resultantes em modelos de agregação aditiva ponderada. A partir dos resultados de simulações, os autores verificaram que os pesos ROC e os verdadeiros convergem para a mesma melhor alternativa em 75 a 87% dos casos analisados. Ainda que os pesos ROC não selecionem a mesma alternativa apontada pelos pesos verdadeiros, a solução indicada não é muito inferior, pois a pontuação é semelhante. Os autores concluem que o método ROC apresenta uma excelente relação entre facilidade de obtenção dos pesos e eficácia na seleção da melhor alternativa, constituindo uma ferramenta prática para os modelos multicritério. A

partir do ranque da preferência ordinal dos critérios, o método ROC captura uma parcela substancial da informação contida nos pesos obtidos por métodos exatos. O método remove a complexidade imposta aos decisores pelos julgamentos do grau de preferência entre os critérios e seus resultados são mais fáceis de serem justificados.

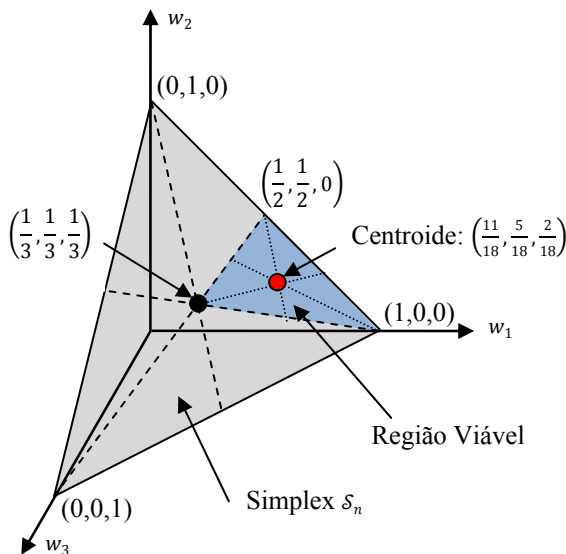


Figura 13 - Pesos ROC (Adaptado de Kriwaczek, 2001).

Os métodos baseados na preferência ordinal dos critérios permitem calcular previamente os pesos sintéticos e obtê-los facilmente em tabelas. A Tabela 2 apresenta os pesos sintéticos de cinco critérios ordenados pela sua importância, para quatro métodos diferentes.

Tabela 2 - Pesos sintéticos para os métodos de preferência ordinal.

Critério	Ranque	Somatória (RS)	Recíproco (RR)	Expoente (RE)	Centroide (ROC)
A	1	0,333	0,438	0,454	0,457
B	2	0,267	0,219	0,291	0,257
C	3	0,200	0,146	0,164	0,157
D	4	0,133	0,109	0,073	0,090
E	5	0,067	0,088	0,018	0,040
Total		1,000	1,000	1,000	1,000

5.10.6 Método da Entropia

O Método da Entropia é baseado na teoria da informação para obter os pesos dos critérios, onde um peso pequeno é atribuído ao

critério cujos desempenhos das alternativas são similares, pois não auxilia na sua diferenciação (DHANALAKSHMI *et al.*, 2011). Seja \mathbf{P} uma matriz de decisão $m \times n$, onde m é o número de alternativas, n é o número de critérios e p_{ij} é o valor normalizado do desempenho da alternativa i ($i = 1, 2, \dots, m$) em relação ao critério j ($j = 1, 2, \dots, n$). A quantidade de informação contida em p_{ij} e emitida por cada critério j pode ser medida pelo valor de entropia e_j por:

$$e_j = \frac{-1}{\ln m} \sum_{i=1}^m [p_{ij} \cdot \ln(p_{ij})]. \quad 5.9$$

Onde o grau de divergência d_j da informação intrínseca média contida em cada critério j ($j = 1, 2, \dots, n$) pode ser calculado por:

$$d_j = 1 - e_j. \quad 5.10$$

Assim, o peso do critério j é dado por:

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{k=1}^n d_k}, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad 5.11$$

O método da entropia atribui maior peso aos critérios que contenham informações capazes de diferenciar melhor o desempenho das alternativas. No entanto, os pesos dependem do desempenho local e do número de alternativas, devendo ser recalculados sempre que esses parâmetros variarem. Se os valores locais forem muito semelhantes, o método da entropia atribui um peso pequeno para o critério em questão, mesmo que o decisor o considere importante, o que pode levar à seleção de uma alternativa que não corresponda às suas preferências.

5.11 AVALIAÇÃO GLOBAL DAS ALTERNATIVAS

Quando analisadas em um modelo multicritério, raramente uma alternativa é melhor que as outras em todos os critérios, especialmente na comparação entre critérios conflitantes, como custos e benefícios. Portanto, é necessária uma forma de combinar as dimensões das avaliações de uma alternativa nos diferentes critérios. Há várias formas de agregação dos desempenhos locais de uma alternativa em uma medida de desempenho global, porém a mais utilizada é a função de agregação aditiva ponderada (KEENEY e RAIFFA, 1993):

$$V(a) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot v_i(a). \quad 5.12$$

Onde $V(a)$ é o valor do desempenho global da alternativa a , $v_i(a)$ é o valor local (parcial) de a no i -ésimo critério, w_i é o peso do i -ésimo critério ($w_i \geq 0$), n é o número total de critérios e $\sum_{i=1}^n w_i = 1$. Os valores de $v_i(\cdot)$ devem ser normalizados, de forma que o valor local de uma alternativa no melhor nível seja unitário (ou 100%) e no pior nível seja nulo (ou 0%), tanto para critérios de custos como benefícios.

Uma vez obtidos os desempenhos globais, pode-se obter um ranque das pontuações onde a melhor alternativa é aquela que maximiza o valor da função de agregação. A função aditiva ponderada pode ser considerada a forma mais simples e intuitiva para representar as preferências dos decisores no tratamento dos problemas de tomada de decisão multicritério, tendo sido primeiramente utilizada por Churchman e Ackoff (1954), para resolver um problema de seleção do portfólio de investimentos (TZENG e HUANG, 2011). Entretanto, para que a função aditiva ponderada possa ser aplicada, deve-se assumir a independência preferencial mútua entre todos os critérios do modelo (KEENEY e RAIFFA, 1993). Se essa propriedade não for atendida, deve-se retornar à árvore de decisão e redefinir a hierarquia, de forma que um conjunto de critérios mutuamente independentes seja identificado. Caso não seja possível, outros modelos de agregação podem ser usados para tratar as interações entre os critérios. O desempenho global de dois critérios mutuamente dependentes pode ser obtido, por exemplo, em um modelo de agregação multiplicativo ponderado (GOODWIN e WRIGHT, 2004):

$$V(a) = w_i \cdot v_i(a) + w_j \cdot v_j(a) + w_{ij} \cdot v_i(a) \cdot v_j(a). \quad 5.13$$

Onde $V(a)$ é o valor global da alternativa a nos critérios interdependentes i e j , $v_i(a)$ e $v_j(a)$ são os valores dos desempenhos locais da alternativa a nos critérios; w_i e w_j são os pesos individuais e w_{ij} é o peso combinado dos critérios i e j , sendo $w_i + w_j + w_{ij} = 1$.

5.12 MÉTODOS DE ANÁLISE MULTICRITÉRIO

A análise multicritério engloba diversos métodos e ferramentas computacionais para auxiliar na exploração de alternativas para tomada de decisões importantes e, mais recentemente, na seleção dos portfólios de projetos (BELTON e STEWART, 2002). Alguns métodos, como o

SMART, usam técnicas de pontuação e funções de agregação aditivas, que funcionam muito bem sob a condição de critérios independentes. Outros métodos, como o ELECTRE, MACBETH e PROMETHEE, usam relações de preferência entre pares de alternativas para determinar a melhor solução. Já o método AHP utiliza estruturas hierárquicas e faz uso de comparações semânticas em pares de critérios e alternativas para determinar os pesos dos critérios e pontuar as alternativas. O método ANP é uma variante do AHP que opera com redes de atributos, permitindo laços na estrutura hierárquica. O método TOPSIS avalia as alternativas considerando objetivos duais, tal que a melhor alternativa minimize a distância ao ponto ideal positivo e maximize a distância ao ponto ideal negativo. Os métodos disponíveis na literatura diferem em termos da fundamentação teórica, na forma de elicitação e agregação das preferências, nos processos matemáticos envolvidos e no grau de precisão, simplicidade e facilidade de compreensão pelos decisores. A escolha do método depende de suas vantagens e desvantagens em relação ao contexto decisório (TZENG e HUANG, 2011).

5.12.1 Método SMART

O SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*), proposto por Ward Edwards em 1971, é um método multicritério simples e prático, porém bem fundamentado por um conjunto de axiomas que fornecem as regras para uma tomada de decisão racional. O método requer julgamentos simplificados para elicitação das preferências dos decisores, pois foi concebido para superar as frustrações decorrentes da obtenção de respostas a questões complexas. O SMART permite estruturar o problema decisório e quantificar o valor global das alternativas de forma sistemática, usando uma função de valor aditiva ponderada. As principais etapas do SMART são:

- 1) Identificar o decisor ou grupo de decisores;
- 2) Identificar as alternativas de ação viáveis;
- 3) Identificar e estruturar os elementos de avaliação das alternativas na forma de uma árvore de critérios;
- 4) Mensurar o desempenho local das alternativas em cada critério;
- 5) Determinar o peso de cada critério, de forma a refletir seu grau de importância para o decisor;
- 6) Mensurar o desempenho global de cada alternativa por meio de uma função de valor aditiva ponderada;
- 7) Estabelecer um ranque das pontuações globais das alternativas;

- 8) Executar uma análise de sensibilidade, para verificar a robustez das pontuações das alternativas e determinar a melhor alternativa para a tomada de decisão.

Uma das vantagens do SMART é o seu embasamento axiomático. Os axiomas referem-se às considerações implícitas adotadas na análise do problema, os quais representam um conjunto de postulados tidos como razoáveis. Se o decisor aceita esses axiomas sob o paradigma da racionalidade (isto é, se ele se comporta de forma consistente em relação aos axiomas), então ele admite o ordenamento das alternativas preferenciais indicadas pelo método. Os principais axiomas do SMART são (adaptado de EDWARDS e BARRON, 1994):

- Capacidade Decisória (*Decidability*): assume-se que o decisor está habilitado para avaliar e definir qual alternativa ele prefere entre duas opções;
- Transitividade (*Transitivity*): se o decisor prefere uma alternativa a em relação a uma alternativa b , e b em relação a c , então ele prefere a alternativa a em relação a c ;
- Aditividade (*Summation*): se a alternativa a é preferida em relação a b e b em relação a c , então a força da preferência de a sobre c deve ser maior que a força de a sobre b e de b sobre c .
- Resolutividade (*Solvability*): a mensuração dos critérios deve assumir valores intermediários entre os limites superiores e inferiores finitos de sua escala.

A análise envolvida no SMART é transparente, de forma que o método consiga fornecer uma melhor compreensão do problema e que seja bem aceito por aqueles decisores resistentes às abordagens mais herméticas ou muito matemáticas (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Essas características tornam o método uma ferramenta útil para decisões em grupo. O SMART é geralmente aplicado em situações onde uma determinada ação é tida como certa (ou virtualmente certa) para obter um dado resultado, de forma que a incerteza e o risco não sejam uma questão significativa para a análise. No entanto, há exceções a essa regra, como demonstrado por Tzeng e Huang (2011), pois o método também pode ser adaptado aos problemas que envolvam riscos e incertezas. Contudo, o SMART não permite interdependências entre os critérios e nem sempre é capaz de capturar todos os detalhes e complexidades de um problema real. Porém, as diversas aplicações em problemas reais demonstram que o método é extremamente prático, rápido e confiável, devido à forma de estruturação do contexto decisório e o processo sistemático de elicitação do conhecimento, associados à

robustez dos modelos aditivos (TZENG e HUANG, 2011; WATSON e BUEDE, 1987). A forma de envolvimento do decisor permite aumentar a compreensão do problema decisório e a elicitação dos pesos pode ser feita por diversos métodos, conduzindo a resultados idênticos em, pelo menos, 80% dos casos, segundo estudos de Edwards e Barron (1994).

O SMART considera a premissa básica da análise da decisão, cujo papel principal é gerar dados para permitir ao decisor um maior conhecimento de seu problema. Ao final do processo não é obtida uma solução única e definitiva, o que não significa que a análise não foi válida. Geralmente, as informações obtidas podem sugerir outras abordagens para o problema ou conduzir a uma compreensão comum entre um grupo heterogêneo de decisores. Essas informações podem levar a uma reavaliação completa da natureza do problema ou oferecer aos decisores um número reduzido de alternativas, com diversos argumentos a favor ou contra sua escolha. Embora o método seja apresentado como uma série de etapas, o decisor tem a liberdade de, a qualquer momento da análise, retornar a um estágio anterior ou alterar a definição do problema, à medida em que aumenta o seu conhecimento sobre o problema decisório (GOODWIN e WRIGHT, 2004).

5.12.1.1 Pensamento focado no valor

Como salientado, a aplicação do SMART não requer um processo linear, pois o decisor pode retornar e avançar nas etapas, à medida que ele adquire conhecimento sobre o problema. No entanto, a ordem das etapas implica que há um pensamento focado nas alternativas. Isso ocorre porque as alternativas de ação foram identificadas na segunda etapa, antes de serem determinados os critérios de avaliação, na terceira etapa. Por outro lado, a essência do pensamento focado no valor, proposta por Keeney (1992), é a inversão dessas duas etapas. Nessa abordagem, os objetivos e critérios de valor importantes para o decisor são primeiramente determinados. Na sequência, são identificadas as alternativas que possam auxiliar na obtenção dos objetivos. As alternativas focadas no valor são avaliadas da mesma forma que no processo original. A premissa de Keeney (1992) é mais adequada para decisões estratégicas, onde haja necessidade de se pensar profundamente sobre o que se deseja obter e sobre quais são os valores fundamentais da decisão. Goodwin e Wright (2004) entendem que o pensamento focado no valor é um campo de pesquisa emergente e que ainda carece de desenvolvimento de novas metodologias para oferecer suporte efetivo na identificação dos valores e objetivos fundamentais do decisor.

5.12.1.2 Variantes do método SMART

Embora o modelo de decisão seja apenas uma aproximação do problema real, Edwards e Barron (1994) afirmam que um processo detalhado de elicitación das preferências do decisor produz erros maiores do que os resultantes das simplificações do modelo, o que justifica o uso de técnicas mais simples e práticas para determinar os pesos dos critérios e mensurar o desempenho das alternativas. O SMARTS (*Simple Multi-Attribute Rating Technique using Swings*) é uma variante que envolve a mesma sequência de etapas do SMART básico, porém adota o método das trocas para obtenção dos pesos (*Swing Weights*), onde é incluída a questão da amplitude dos valores à noção de importância e compensação entre os critérios (Seção 5.9.3). No SMARTS admite-se que a função de valor local de cada critério seja linear e que a função de agregação global seja aditiva ponderada.

Apesar da simplicidade do SMART, a obtenção das funções de valor e dos pesos dos critérios (ainda que adotado o processo das trocas do SMARTS) não são tarefas triviais e o modelo de decisão resultante pode não refletir adequadamente as verdadeiras preferências do decisor. Baseados nas premissas da simplicidade e praticidade, Edwards e Barron (1994) propuseram o SMARTER (*Simple Multi-Attribute Rating Technique Exploiting Ranks*), outra variante do SMART. A diferença está nas funções de valor, geralmente assumidas como lineares, e na forma de elicitación dos pesos. No SMARTER, a elicitación dos pesos requer do decisor apenas um julgamento da ordem de importância dos critérios. Não há necessidade de julgamentos do grau de preferência relativa entre os critérios (julgamentos cardinais). Após a ordenação dos critérios, utilizam-se valores pré-determinados para os pesos e o valor global das alternativas é obtido por uma função aditiva ponderada. Os pesos usados no SMARTER são calculados pelo método do centroide (ROC), apresentado na Seção 5.10.5. A Tabela 3 apresenta os pesos ROC para problemas com até sete atributos.

A aplicação do SMARTER é prática e rápida, pois não requer entrevistas para elicitación das preferências. Ele permite obter conclusões a respeito das alternativas sem a necessidade de pesos exatos e valores de escala que envolvem julgamentos complexos pelo decisor. Essa característica reduz a subjetividade do processo e proporciona decisões praticamente tão confiáveis quanto às do SMART e SMARTS (LOPES e ALMEIDA, 2008). Os pesos ROC conduzem à identificação da melhor alternativa entre 75% e 87% dos casos, conforme simulações de Barron e Barret (1996). Segundo esses estudos, a perda no valor global é

abaixo de 2% e, mesmo que não conduza à melhor alternativa, o SMARTER é capaz de selecionar opções de boa qualidade, com pontuações muito semelhantes à melhor alternativa (BARRON e BARRET, 1996). O SMARTER é baseado no princípio que ferramentas mais simples geralmente são mais úteis. Não faz sentido construir um modelo extremamente rigoroso, se ele demanda do decisor julgamentos irrealistas ou muito complexos, recomenda Kriwaczek (2001).

Tabela 3 - Pesos ROC

Importância dos critérios	Número de critérios					
	2	3	4	5	6	7
1	0,750	0,611	0,521	0,457	0,408	0,370
2	0,250	0,278	0,271	0,257	0,242	0,228
3		0,111	0,146	0,157	0,158	0,0156
4			0,063	0,009	0,103	0,109
5				0,004	0,061	0,073
6					0,028	0,044
7						0,020

Fonte: adaptado de GOODWIN e WRIGHT, 2004.

Goodwin e Wright (2004) apresentam uma série de aplicações do SMART e de suas variantes em casos reais de análise da decisão, tais como a seleção de medidas para conter os problemas causados após o acidente na usina nuclear de Chernobyl, o planejamento estratégico de uma organização de atendimento a pessoas portadoras de necessidades especiais, a seleção de alternativas para aquisição de artefatos bélicos, a priorização de projetos de serviços sociais, a seleção de uma rede de comunicação para uma empresa de logística, a alocação de recursos no marketing de produtos, dentre outras. Na abordagem de Parreiras, Maciel e Vasconcelos (2006), três métodos multicritérios de tomada de decisão são utilizados para encontrar a solução ótima final de problemas de otimização multiobjetivos. A decisão *a posteriori* é obtida aplicando-se cada um dos métodos à fronteira não dominada, previamente encontrada por um algoritmo evolucionário. No auxílio à decisão, são usados os métodos SMART e PROMETHEE-II e um algoritmo *fuzzy*.

O método SMART e suas variantes são simplificações da teoria da decisão multicritério, descrita por Keeney e Raiffa (1993) para estabelecer uma ordenação das alternativas. Eles são mais adequados para a seleção de uma única alternativa, dentre as disponíveis. Caso seja necessária a seleção de alternativas adicionais, o processo deve ser repetido, excluindo-se a primeira alternativa selecionada. Nos problemas onde é necessário separar os custos dos benefícios podem-se obter fronteiras eficientes diferentes para os métodos SMART e SMARTER.

Portanto, deve-se ter cuidado na exclusão das alternativas dominadas para análises posteriores, recomendam Goodwin e Wright (2004).

5.12.2 Método AHP

O método AHP (*Analytic Hierarchy Process*), proposto por Saaty (1980), é um método multicritério baseado em matemática e psicologia, cuja abordagem é adequada para tratar sistemas complexos relativos à tomada de decisão. Ele fornece um procedimento compreensivo e racional para estruturar o problema, para representar e quantificar seus elementos e para relacioná-los às metas globais. O AHP é baseado na decomposição do problema de decisão em uma estrutura hierárquica multinível de critérios e alternativas para organizar e analisar os aspectos críticos do problema. Reduzindo as decisões complexas a uma série de comparações e ordenamentos simples e sintetizando os seus resultados, o AHP não somente auxilia o decisor a determinar a melhor alternativa, mas também proporciona melhor compreensão do problema e um raciocínio claro para a tomada de decisão. Resumidamente, as principais etapas do AHP são (TZENG e HUANG, 2011):

- 1) Definir a estrutura hierárquica multinível do problema de decisão, cujos elementos inter-relacionados são definidos pelas metas, objetivos, critérios e alternativas;
- 2) Obter as matrizes de reciprocidade a partir de julgamentos do grau de preferência entre os pares de elementos de cada nível da hierarquia, em relação ao elemento do nível superior;
- 3) Verificar o grau de consistência dos julgamentos e estimar os pesos relativos dos elementos da hierarquia, a partir dos autovetores normalizados das matrizes de reciprocidade;
- 4) Agregar os pesos relativos dos elementos da estrutura hierárquica, desde os níveis inferiores até o nível mais elevado, para estabelecer o ranque das pontuações das alternativas;
- 5) Analisar a sensibilidade das pontuações e determinar a melhor alternativa para a tomada de decisão.

Na estrutura hierárquica, o primeiro nível deve conter a meta do processo decisório, ou seja, o objetivo fundamental do problema. No segundo nível, a meta é decomposta em objetivos específicos, aos quais são associados os critérios de avaliação dos níveis imediatamente inferiores. Os critérios representam os valores do decisor e podem ser divididos em subcritérios mais específicos nos níveis inferiores, até que os elementos fundamentais de avaliação sejam identificados. No último nível da hierarquia são dispostas as alternativas, as quais serão avaliadas

em relação a todos os critérios (ou subcritérios) do nível imediatamente superior, segundo os objetivos e metas do problema decisório. Os elementos da hierarquia podem relacionar-se com quaisquer aspectos tangíveis ou intangíveis do problema, cujas dimensões podem ser mensuradas ou estimadas, com boa ou pobre precisão. A estrutura hierárquica multinível do AHP é similar à árvore de valores do SMART, onde a principal diferença é a presença das alternativas no nível inferior (GOODWIN e WRIGHT, 2004). A Figura 14 apresenta uma estrutura hierárquica genérica em quatro níveis para uso no método AHP, com n objetivos, $(r + s + t)$ critérios e m alternativas.

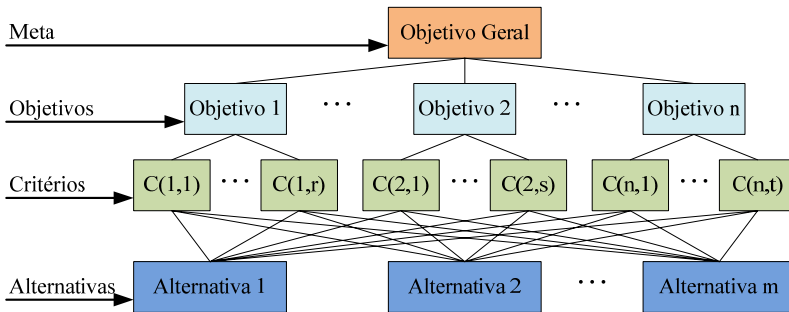


Figura 14 - Estrutura Hierárquica do AHP (Tzeng e Huang, 2011).

Construída a hierarquia, os decisores avaliam sistematicamente seus elementos, comparando-os uns aos outros, em pares. A importância de um elemento é comparada com cada elemento do mesmo nível, seguindo-se a ordem da hierarquia em direção aos níveis imediatamente superiores. Todos os pares de elementos de cada nível devem ser comparados entre si, segundo os princípios da reciprocidade e transitividade. As comparações podem ser medidas reais ou tomadas de uma escala fundamental, que reflete a força relativa das percepções de preferências. A essência do AHP está no fato que, além das informações numéricas, julgamentos subjetivos também podem ser usados no processo decisório. Saaty (1980) recomenda que essas comparações par-a-par sejam conduzidas, preferencialmente, usando-se respostas linguísticas e não numéricas. A Tabela 4 apresenta a escala numérica fundamental (de 1 a 9), empregada para a conversão dos julgamentos linguísticos da intensidade de preferência entre os pares de elementos da hierarquia. Os julgamentos, convertidos em valores numéricos, podem ser processados e comparados em toda a extensão do problema. Um peso numérico é obtido para cada elemento da hierarquia, permitindo que elementos distintos e difíceis de quantificar sejam comparados entre

si, de maneira consistente e racional. Essa capacidade distingue o AHP dos outros métodos de análise da decisão multicritério.

Tabela 4 - Escala de intensidade linguística das preferências no AHP

Intensidade da preferência	Escala
Igual	1
Moderada	3
Forte	5
Intensa	7
Extrema	9
Valores Intermediários	2, 4, 6, 8

Fonte: adaptado de Saaty, 1980.

O conjunto de comparações entre os pares de elementos que compartilham um mesmo nível da hierarquia é registrado em matrizes de julgamentos, chamadas de matrizes de reciprocidade. Os números na matriz representam o julgamento de quanto um elemento de uma linha é mais importante (preferido) que um elemento de uma coluna. Segundo o princípio da reciprocidade, frações devem indicar o quanto um elemento de uma coluna é mais importante (preferido) que um elemento de uma linha. Na diagonal da matriz, os valores devem ser unitários, pois cada elemento deve ter importância igual consigo mesmo.

O método AHP usa uma abordagem matemática, baseada nos autovalores e autovetores das matrizes de reciprocidade, para verificação do grau de consistência dos julgamentos e para obtenção dos pesos dos elementos da estrutura hierárquica. Cada matriz é avaliada pelo seu maior autovalor para verificar a coerência dos julgamentos. Este procedimento gera um índice que indica o grau de consistência dos julgamentos subjetivos da matriz, segundo o princípio da transitividade. O índice serve para alertar o decisor para quaisquer inconsistências que possam ocorrer nas comparações, onde zero significa uma consistência perfeita. Saaty (1980) recomenda que os julgamentos devam ser refeitos, caso o índice de consistência seja maior que 0,1. No entanto, a minimização das inconsistências não deve ser o principal objetivo da análise, pois um conjunto de julgamentos errôneos sobre as preferências pode ser perfeitamente consistente, embora não conduza à melhor alternativa (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Se o índice de consistência for suficientemente adequado, o autovetor normalizado, correspondente ao maior autovalor da matriz, representa os pesos dos elementos do nível hierárquico a que se refere tal matriz.

Na sequência, são obtidas as pontuações das alternativas. A pontuação de uma alternativa representa sua habilidade relativa em atingir os objetivos do problema decisório. Essas pontuações são obtidas

pela multiplicação dos pesos de todos os elementos de um caminho da hierarquia que conduz a uma dada alternativa, e pela soma dos pesos resultantes de todos os caminhos que levam a essa alternativa. O ranque das pontuações representa as prioridades numéricas das alternativas, sendo usado na escolha da melhor opção para a tomada de decisão. Como os julgamentos das preferências são subjetivos, o decisor pode estar inseguro em relação aos resultados do processo decisório. Como em qualquer modelo de decisão, é importante analisar a sensibilidade de uma alternativa de ação em relação a variações nos julgamentos feitos pelo decisor, a fim de verificar a robustez dos resultados e dar maior segurança na escolha da alternativa para a tomada de decisão.

O AHP tem demonstrado seu potencial e versatilidade em muitos problemas de decisão com aplicações em várias áreas, como economia, planejamento, recursos energéticos, seleção de projetos, análise de investimentos, entre outras (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Tzeng e Huang (2011) apresentam diversas aplicações práticas do AHP para a escolha da melhor alternativa e tomada de decisão em problemas de planejamento corporativo, seleção de portfólios e análise de custos e benefícios para alocação de recursos. Também se encontram aplicações específicas do AHP para a determinação dos pesos dos critérios, quando combinado a outros métodos de análise da decisão. Na seleção de projetos em função dos atributos financeiros, Mahmoodzadeh (2007) utiliza o AHP para gerar os pesos dos critérios e adota o método TOPSIS para obter o ranque das alternativas. Huang, Zhou e Qui (2005) propuseram um sistema de indicadores e um processo baseado na engenharia de valor que faz uso de uma avaliação *fuzzy* multiestágio para a seleção de projetos de inovação tecnológica, onde os custos, riscos e fatores funcionais dos projetos são analisados do ponto de vista corporativo. Nessa abordagem, o método AHP é usado para selecionar os projetos, onde os critérios de valor são julgados por técnicas *fuzzy* para obter as matrizes de julgamentos.

Embora o AHP seja uma ferramenta prática e útil, uma estrutura hierárquica com vários níveis e muitos elementos requer um grande número de comparações por parte do decisor, podendo dificultar a consistência dos julgamentos e levar a resultados tendenciosos (KHORRAMSHAHGOL, AZANY e GOUSTY, 1988). Como cada elemento da hierarquia é considerado preferencialmente independente de todos os outros, o AHP não é adequado para problemas em que ocorram interdependências entre critérios e alternativas (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Adicionar ou excluir um elemento (critério ou alternativa) na hierarquia exige que todo o processo seja repetido, pois a

dimensão da matriz de reciprocidade é alterada. O uso do AHP requer ferramentas computacionais, pois envolve um grande volume de dados e processamento matemático das matrizes de julgamentos.

Apesar de ser muito usado, o AHP suscita algumas discussões a respeito do significado das respostas dos decisores aos questionamentos impostos pelo método e sobre a validade de seus axiomas para um comportamento comprovadamente racional. Nas comparações par-a-par, os julgamentos linguísticos são automaticamente convertidos em valores numéricos da escala fundamental, mas a fidelidade da correspondência da escala e o processo matemático aplicado são questionados, segundo Goodwin e Wright (2004). Diferentemente do SMART, os pesos no AHP são elicitados sem referências às escalas nas quais os critérios são mensurados, sendo um conceito difícil para o decisor compreender. Segundo Watson e Buede (1987), a aparente simplicidade dos questionamentos contrapõe-se a uma falta de transparência na sua definição, podendo levar a julgamentos superficiais ou errôneos.

A proposta de qualquer método de apoio à decisão é proporcionar uma melhor percepção e compreensão do problema, em vez de prescrever uma solução tida como correta. Nesse sentido, a estruturação do problema proporcionada pelo AHP é, frequentemente, mais útil do que propriamente a obtenção de uma solução numérica (ENSSIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001; GOODWIN e WRIGHT, 2004). A escolha da melhor técnica para o apoio à decisão é uma questão que ainda atrai muitos debates e controvérsias na comunidade científica.

O AHP oferece uma abordagem adequada para a determinação dos fatores de ponderação (pesos) em problemas decisórios com múltiplos objetivos, pois permite uma análise simultânea de uma grande quantidade de critérios quantitativos e qualitativos, em uma estrutura hierárquica multinível (MAHMOODZADEH *et al.*, 2007). O uso da escala linguística é apropriado, pois muitos decisores apresentam dificuldades em expressar numericamente seus julgamentos. Embora o AHP exija maior número de comparações que outros métodos, ele permite uma forma prática de verificar a consistência dos julgamentos subjetivos do decisor. Em função de suas vantagens sobre outros métodos para determinação dos pesos dos critérios, o AHP foi adotado na metodologia de seleção do portfólio de projetos do sistema de distribuição de energia elétrica, proposta no Capítulo 6. A Seção 6.10.2 apresenta o procedimento matemático do método AHP para obtenção dos pesos dos critérios para o modelo de decisão proposto.

5.12.3 Método ANP

Muitos problemas de decisão não podem ser estruturados na forma de uma hierarquia, pois envolvem interações e dependências entre os elementos de níveis superiores ou inferiores. Nas hierarquias, a importância do critério determina a importância das alternativas. Em certas situações, a importância das alternativas também pode determinar a importância dos critérios, caracterizando uma estrutura realimentada. Nesses casos, a estrutura realimentada assume a forma de uma rede, onde alguns elementos são interconectados em ciclos e os laços representam elementos conectados a si mesmo. Uma rede é composta por nós emissores (origem do caminho de importância), receptores (destino do caminho de importância) e intermediários (transitórios).

Com o sucesso obtido das aplicações do AHP aos problemas de tomada de decisão, Saaty (1996) propôs o método ANP (*Analytic Network Process*) para relaxar as restrições da estrutura hierárquica de forma a permitir a consideração de interdependências entre critérios. O AHP é baseado na obtenção de relações de preferência e assume uma relação de cima para baixo (*top-down*) entre os elementos da hierarquia, onde tendências podem ocorrer quando estiverem correlacionados. Já o método ANP não requer essa estrutura estritamente hierárquica, permitindo inter-relacionamentos mais complexos entre os níveis de decisão. O ANP generaliza a modelagem do problema usando uma rede de critérios e alternativas (elementos), agrupados em blocos ou componentes (*clusters*). Um bloco no ANP é um conjunto de elementos cuja função deriva da sinergia de sua interação e possui uma função de ordem superior não encontrada em nenhum elemento simples (SAATY, 1996). Todos os elementos na rede podem ser inter-relacionados, ou seja, uma rede pode incorporar realimentação e relações de interdependências dentro dos blocos e entre blocos.

O ANP permite uma modelagem precisa de ambientes complexos e possibilita a manipulação de situações usuais de interdependências, especialmente nos problema que envolvam cenários com informações escassas (TZENG e HUANG, 2011). Outra vantagem é a sua adequação para dados quantitativos e qualitativos, com várias aplicações na área de seleção de projetos (GARCÍA-MELÓN *et al.*, 2009; LEE e KIM, 2000; MEADE e PRESLEY, 2002). No entanto, a estrutura em rede requer um processo de julgamento das preferências com muitas comparações e envolve operações matemáticas mais complexas que as do AHP, sendo pouco transparente e compreensível para os decisores.

5.12.4 Método ELECTRE

O ELECTRE (*Elimination et Choix Traduisant la Réalité*) foi desenvolvido por Roy (1968) para tratar as relações de preferência (*outrank relations*) entre critérios e alternativas de ação. Ele é baseado nos conceitos de concordância, discordância e valores limites, utilizando uma métrica de relações de troca (*swing weights*) para a comparação par-a-par das alternativas, em cada um dos critérios (ROY, 1991). O decisor pode expressar preferência, indiferença ou incomparabilidade entre os pares de alternativas ou de critérios.

Sejam as alternativas p e q , onde a noção $p \mathbf{R} q$ (ou $p \rightarrow q$) significa que p é preferida a q (p outranks q). Formalmente, a relação $p \mathbf{R} q$ afirma que, mesmo que as alternativas não dominem uma a outra, é realista o risco de admitir-se que p é certamente melhor que q . Por essa razão, a relação de preferência \mathbf{R} não necessita ser transitiva, ou seja, a afirmativa $p \mathbf{R} q$ e $q \mathbf{R} r$ não implica, necessariamente, em $p \mathbf{R} r$. O decisor pode declarar uma preferência fraca ou estrita por uma das duas alternativas em consideração, que é indiferente entre elas (não há preferência), ou que não está habilitado a expressar nenhuma preferência (há dificuldade na comparação). Portanto, o conjunto de relações de preferência pode ser completo ou incompleto.

O método ELECTRE parte da definição de uma matriz de decisão para o desempenho das m alternativas em relação aos n critérios. Essa matriz é normalizada e multiplicada pelos pesos dos critérios para obter a matriz de decisão ponderada. Os pesos podem ser obtidos de forma *ad hoc*, de forma a refletirem a importância relativa de cada atributo. Para cada par de alternativas p e q , o conjunto de critérios é dividido em dois subconjuntos distintos, para os quais p é preferida a q . O conjunto de concordância $C(p, q)$ é a composição dos critérios onde p é, pelo menos, tão bom quanto q . O conjunto de discordância é o complemento de $C(p, q)$ e contém todos os critérios para os quais p é pior que q . Em seguida são calculados os índices de concordância C_{pq} e discordância D_{pq} , para mensurar a força relativa de cada conjunto e representar o grau de confiança nos julgamentos. O método define que a alternativa p é preferida a q quando $C_{pq} \geq C$ e $D_{pq} < D$, onde C e D são, respectivamente, as médias de C_{pq} e de D_{pq} em cada critério.

O ELECTRE é particularmente eficiente quando a satisfação do decisor é considerada no processo (ROY, 1996). Ele é amplamente usado e aplicado em problemas práticos, sendo mais popular na Europa, especialmente nos países francofônicos (KABLI, 2009). No entanto,

envolve conceitos complexos e requer muitos parâmetros para a determinação dos limiares de discriminação de concordância e discordância, além de não haver significados operacionais e psicológicos para esses limiares. Como o sistema de preferências não é necessariamente completo, o método pode ser incapaz de identificar a melhor alternativa. O ELECTRE não proporciona uma forma de obtenção dos pesos dos critérios, não produz um índice de desempenho das alternativas e não permite investigar a sensibilidade dos resultados de forma automática ou interativa (TZENG e HUANG, 2011).

Há diversas variantes do ELECTRE e a escolha da mais apropriada para aplicações práticas depende do contexto do problema. O ELECTRE-I não fornece o ranque das alternativas, mas um conjunto de soluções principais. O ELECTRE-II permite ordenar as alternativas introduzindo o conceito de relações de preferências fortes e fracas (ROY e BERTIER, 1971). O ELECTRE-III emprega pseudocritérios para ordenar as alternativas e permite que as preferências dos decisores sejam modeladas em ambientes de incertezas (ROY, 1978). Para reduzir a complexidade do ELECTRE-III, o método ELECTRE-IV usa apenas dois níveis de dominância para os pseudocritérios e não requer que os pesos dos critérios sejam expressos antecipadamente (ROY e BOUYSSOU, 1983). As características e procedimentos da família ELECTRE são discutidos por Roy (1996) e Tzeng e Huang (2011).

5.12.5 Método PROMETHEE

O PROMETHEE (*Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations*), proposto por Brans e Vincke (1985), constitui uma família de métodos para auxílio à tomada de decisão baseados nas relações de preferência e no enriquecimento da ordem de dominância das alternativas (TZENG e HUANG, 2011). O método visa à construção de uma relação de classificação de valores, proporcionando aos decisores um melhor entendimento do processo decisório. Baseado em uma generalização da noção de critério, o PROMETHEE busca envolver conceitos e parâmetros que tenham alguma interpretação física ou econômica, facilmente entendida pelos decisores.

O método consiste na construção dos critérios generalizados, na determinação das relações de preferências do conjunto de alternativas, e na avaliação dessas relações para obtenção de uma resposta. Na primeira fase, os decisores devem estabelecer, para cada critério, um peso que aumenta com a importância do critério. O modo como as preferências dos decisores aumentam com a diferença entre o desempenho das alternativas em cada critério define uma função *fuzzy* que assume

valores entre 0 e 1. O valor aumenta se a diferença de desempenho (vantagem) entre uma alternativa e outra aumenta, e é igual a zero se o desempenho de uma alternativa for igual ou inferior ao da outra. Essa abordagem estabelece o grau de superação entre cada par de alternativas ordenadas, considerando a diferença de pontuação que possuem em cada critério. Na segunda fase, um índice de preferência multicritério é definido para obter uma avaliação da relação de preferência para representar as preferências dos decisores. A avaliação das relações de preferências é obtida considerando-se, para cada alternativa, os fluxos de entrada e saída em um diagrama de influência.

No PROMETHEE-I é obtido um pré-ordenamento parcial, enquanto no PROMETHEE-II é proposto ao decisor um ordenamento completo das alternativas. O PROMETHEE-III fornece um intervalo de ordenamento enfatizando a indiferença. Já o PROMETHEE-IV é uma extensão do PROMETHEE-II para lidar com conjuntos contínuos de alternativas possíveis (não discretas). Os métodos PROMETHEE requerem informações adicionais, onde alguns parâmetros devem ser estabelecidos e os critérios generalizados devem apresentar algum significado físico ou econômico real. Esses métodos envolvem muitos julgamentos e processos matemáticos complexos, sendo mais adequados para problemas com vários critérios de difícil quantificação e que envolvam grupos de decisores com especializações, percepções e julgamentos divergentes (TZENG e HUANG, 2011).

5.12.6 Método MACBETH

O MACBETH (*Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique*), proposto por Bana e Costa e Vansnick (1994), é baseado na construção de uma função de valor e na determinação dos parâmetros relacionados. Ele envolve uma abordagem interativa para mensuração cardinal dos julgamentos do grau de valor com que os elementos de um conjunto de alternativas satisfazem um determinado atributo. O método requer julgamentos semânticos qualitativos das diferenças de valor, para auxiliar os decisores a quantificarem a atratividade relativa entre pares de alternativas. Uma escala de 0 a 6 é adotada para a conversão das categorias semânticas, onde 0 representa nenhuma diferença de atratividade e 6 indica uma diferença extrema. Com base na informação obtida entre todos os pares de alternativas, constrói-se uma matriz semântica com a resposta dos decisores. Um modelo de programação linear determina a função de valor que melhor representa os julgamentos das atratividades da matriz semântica.

Uma vantagem do MACBETH é permitir que os decisores expressem qualitativamente as suas preferências entre os pares de alternativas, como no AHP. O objetivo é facilitar a mensuração do grau de atratividade e verificar inconsistências nos juízos de valores, cujas informações são usadas para discussão e aprendizagem (ENSSLIN, MONTIBELLER e NORONHA, 2001). Essa forma de interação com os decisores é mais natural e a facilidade de aplicação tem sido apontada como uma das razões do sucesso desses métodos. Entretanto, as pontuações são obtidas de forma indireta e requerem operações matemáticas a partir dos julgamentos. O MACBETH, como o AHP, exige muitas comparações, o que torna o julgamento cansativo. Além disso, pode haver situações em que nenhuma função de valor seja compatível com a matriz semântica fornecida pelos decisores.

5.12.7 Método TOPSIS

O TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to the Ideal Solution*), apresentado por Hwang e Yoon (1981), é uma técnica de auxílio à decisão usada para ordenar o desempenho das alternativas com base na análise de compromisso entre os critérios e na comparação da similaridade às soluções ideais. O TOPSIS assume o pressuposto da maximização, ou seja, quanto maior o valor de uma alternativa em um critério, maior a preferência dos critérios de benefícios e menor a preferência dos critérios de custos (YOON e HWANG, 1995). Portanto, a solução ideal positiva (*Positive Ideal Solution – PIS*) é aquela que maximiza os critérios de benefícios e minimiza os de custos. A solução ideal negativa (*Negative Ideal Solution – NIS*) maximiza os critérios de custos e minimiza os de benefícios. Ou seja, a PIS é composta por todos os melhores valores obtíveis nos critérios, enquanto a NIS é composta pelos piores valores.

De acordo com o conceito básico do TOPSIS, a melhor alternativa, no sentido geométrico, é aquela que estiver mais próxima da PIS e mais distante da NIS, como ilustra a Figura 15. Essa premissa define o Coeficiente de Similaridade (ou Proximidade Relativa), obtido pela combinação das distâncias Euclidianas em relação às soluções ideais positiva e negativa, o qual é usado para estabelecer o ranque das alternativas. Assim, o TOPSIS seleciona a alternativa com a máxima similaridade à solução ideal, ou seja, com a maior proximidade da PIS (solução ótima) e maior distanciamento da NIS (solução inferior).

A escolha das alternativas em relação às soluções ideais, tomadas como referência, é bem aceita pelos decisores. Assim, a escolha da melhor alternativa não se baseia somente no maior benefício possível,

mas também na maior redução possível do custo (KABLI, 2009). Essa premissa é baseada no princípio que os decisores naturalmente avaliam as alternativas em termos de perdas e ganhos relativos a uma referência subjetiva (HWANG e YOON, 1981). Essas características do TOPSIS levaram à sua escolha como um dos métodos a serem utilizados no modelo de seleção dos portfólios de projetos para o sistema de distribuição de energia elétrica, proposto no Capítulo 6. As etapas e o processo matemático do TOPSIS são apresentados na Seção 6.9.2.

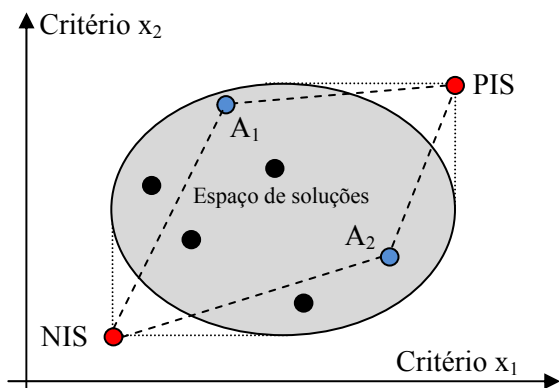


Figura 15 - Representação geométrica do método TOPSIS.

A precisão na medida da distância de uma alternativa em relação à solução ideal positiva e negativa é o ponto-chave do TOPSIS. Embora a Distância Euclidiana seja empregada no equacionamento, outras medidas de distanciamento também podem ser utilizadas, em função das características do problema. O método também permite incorporar incertezas, por meio da variante chamada *Fuzzy TOPSIS*, apresentada por Tzeng e Huang (2011). O VIKOR (*VIseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje*) é uma variante que também introduz um índice para ordenação das alternativas baseado em uma medida particular da proximidade da solução ideal ou desejada (OPRICOVIC e TZENG, 2004). Para obter o ranque das alternativas, o TOPSIS e o VIKOR usam funções de agregação, formas de mensuração das distâncias e técnicas de normalização diferentes. Para eliminar as unidades dos critérios, o VIKOR usa normalização linear, enquanto o TOPSIS usa normalização vetorial. No entanto, o VIKOR adota somente a distância em relação à solução ideal positiva e, para sua mensuração requer um fator de ponderação do grau de satisfação, salientam Tzeng e Huang (2011).

O TOPSIS tem sido usado individualmente em muitas aplicações práticas, ou combinado com técnicas para obtenção dos pesos dos critérios, algoritmos de otimização multiobjetivo e outros métodos multicritério para comparação de resultados (JADIDI, FIROUZI e BAGLIERY, 2010; OPRICOVIC e TZENG, 2004). O problema de avaliar fornecedores comerciais em relação a diversos critérios qualitativos e quantitativos conflitantes (como custos e qualidade de entrega, por exemplo) é abordado por Jadidi, Firouzi e Bagliery (2010). Para selecionar o melhor fornecedor, as incertezas associadas aos dados e informações incompletas são incorporadas ao TOPSIS, cujos resultados são comparados com os obtidos por outros métodos.

A análise multicritério tem sido usada na avaliação da qualidade operacional das distribuidoras de energia elétrica. Jinchao e Jinying (2011) apresentam um sistema de indicadores para avaliação da operação das distribuidoras que considera aspectos relativos à oferta e à demanda, eficiência do sistema elétrico, nível tecnológico da empresa e proteção ambiental. O modelo proposto combina avaliações objetivas e subjetivas, onde o método AHP é usado para avaliar a qualidade operacional e o TOPSIS para ranquear os resultados, cujos pesos dos critérios são baseados no conceito de entropia.

Do ponto de vista do decisor, a escolha de uma alternativa dentre um conjunto de soluções não dominadas, obtidas *a priori* por uma otimização multiobjetivo, requer uma tomada de decisão *a posteriori*. Dhanalakshmi *et al.* (2011) usam o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II para obtenção de um conjunto de soluções Pareto-Ótimas e o método TOPSIS para seleção da melhor alternativa. Essa abordagem é aplicada ao problema de despacho econômico para minimização de custos e de emissões de poluentes no sistema de geração.

5.13 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A análise de sensibilidade permite verificar o comportamento de um modelo multicritério frente a alterações nos parâmetros do problema, onde o objetivo é determinar a robustez da escolha de uma determinada alternativa (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Ela permite examinar se uma pequena variação no peso de um critério, ou no desempenho de uma alternativa, provoca alterações significativas nos resultados finais. A análise de sensibilidade pode envolver um número significativo de parâmetros, onde a escolha dos critérios a serem analisados requer um entendimento entre os decisores. Geralmente, a análise de sensibilidade é feita em função da variação do peso de um critério, escolhido como

referência. Essa variação altera os pesos dos demais critérios, pois a proporção entre eles deve ser mantida, cuja soma deve ser unitária. Em função do peso atribuído para o critério de referência, os pesos dos demais critérios são recalculados pela equação:

$$w'_i = \frac{w_i \cdot (1 - w'_r)}{(1 - w_r)}. \quad 5.14$$

Onde w_r é o peso original do critério r de referência, w'_r é o peso modificado do critério r , w_i é o peso original do i -ésimo critério e w'_i é o peso recalculado do i -ésimo critério, sendo $i = 1, 2, \dots, n$.

A análise de sensibilidade numérica é muito útil, mas requer um número significativo de cálculos. Mesmo em problemas que envolvam poucos critérios, a quantidade de informação a ser tratada pode se tornar extensa, dificultando a extração das informações mais importantes. Por outro lado, a visualização gráfica da sensibilidade facilita a interpretação dos resultados, onde retas representam o comportamento do desempenho das alternativas, em função do peso do critério tomado como referência. A análise gráfica da sensibilidade é especialmente útil nas decisões em grupo e onde os decisores não estejam seguros com os pesos atribuídos aos critérios do modelo. Nesses casos, a constatação que determinadas variações nos pesos não provocam alterações nos resultados pode minimizar os conflitos e gerar um consenso na escolha da melhor alternativa para a tomada de decisão. A análise de sensibilidade é uma fase importante do processo decisório, pois contribui para superar a falta de precisão na determinação dos valores dos parâmetros, permite gerar conhecimento sobre o problema, possibilita aperfeiçoamentos no modelo multicritério e aumenta a confiança nos resultados obtidos.

5.14 IMPRECIÇÕES NOS MODELOS

A representação do contexto decisório fornecida por qualquer modelo multicritério envolve, inevitavelmente, simplificações e imprecisões. Por outro lado, os modelos mais completos são complexos e tornam-se de difícil compreensão (ROY, 1996). Os decisores também podem considerar critérios, funções de valor, descritores e regras de decisão distintas daquelas empregadas no modelo. Nesse caso, há falhas na modelagem, pois as ferramentas adotadas não são aceitas pelos decisores como adequadas e o modelo resultante não reflete a realidade do problema (GOODWIN e WRIGHT, 2004). Dependendo do contexto

decisório, as alternativas analisadas podem ser executadas em um futuro próximo ou distante. Como o ambiente de sua execução pode ser diferente daquele no momento da tomada de decisão, as consequências previstas para uma alternativa podem não se concretizar.

As representações numéricas usadas nos modelos multicritério são consideradas apenas ordens de magnitude e, portanto, os dados não são, necessariamente, o resultado de medidas exatas. Também pode haver dúvidas no que medir e falhas na mensuração. A imprecisão decorrente das incertezas do que deve ser mensurado é, pelo menos, tão importante quanto àquela inerente ao resultado de qualquer mensuração, alertam Ensslin, Montibeller e Noronha (2001). Os impactos dessas fontes de imprecisão nos resultados do modelo podem ser verificados pela análise de sensibilidade. Se o resultado final for muito sensível a pequenas alterações nos pesos dos critérios, o modelo não é robusto em relação a esses parâmetros. Ensslin, Montibeller e Noronha (2001) recomendam que o modelo seja estável para variações em até 10% nos pesos. A existência de interdependências entre critérios ou alternativas, não identificadas no modelo, também podem ser fontes de imprecisão e requer uma reavaliação da estrutura hierárquica do problema.

O modo como são obtidos os julgamentos influencia as respostas dos decisores e o modelo resultante pode não ser uma descrição adequada dos seus sistemas de preferências. Goodwin e Wright (2004) salientam que as discrepâncias entre julgamentos intuitivos e analíticos devem ser cuidadosamente verificadas, pois os decisores devem considerar o modelo adequado e legítimo para o apoio à decisão. Se o decisor age de forma consistente com os axiomas adotados no modelo, mas refuta os seus resultados, a análise pode não estar capturando adequadamente os aspectos do contexto decisório.

A investigação dessas questões permite melhorar o conhecimento sobre o problema e gerar oportunidades de aperfeiçoamentos do modelo multicritério. Um modelo é considerado essencial quando envolve uma representação o mais fiel possível das preferências do decisor, de forma que refinamentos não sejam mais necessários. Segundo Goodwin e Wright (2004), um modelo multicritério atende ao requisito da essencialidade quando proporciona ao decisor informações e direcionamentos suficientes para formar sua convicção a respeito da melhor alternativa para a tomada de decisão.

5.15 SELEÇÃO DOS PORTFÓLIOS DE PROJETOS

A análise multicritério da decisão também pode ser utilizada no planejamento estratégico das empresas como uma ferramenta para auxiliar na seleção do portfólio de projetos (BELTON; STEWART, 2002). Para que o modelo de decisão permita a seleção da melhor alternativa de portfólio é necessário adotar o procedimento descrito na Seção 5.2 e ilustrado pela Figura 12. A contribuição dos decisores é fundamental para validar o modelo e para assegurar que seu resultado represente o portfólio estratégico. O processo inicia na definição do problema decisório da empresa e na determinação dos seus contornos e limites, cujas metas e objetivos devem ser identificados e expressos claramente. Em seguida, são identificadas as alternativas de portfólio. Cada portfólio é avaliado por um conjunto de critérios associados aos atributos dos projetos e estruturados em uma árvore de valores. O desempenho local dos portfólios em cada critério é mensurado por descritores e métricas apropriados, compondo uma matriz de decisão. O facilitador deve interagir com os decisores para obter os julgamentos das preferências e definir os pesos dos critérios, segundo os métodos apresentados nas seções 5.9 e 5.10. Para agregação das preferências e mensuração da atratividade de cada alternativa de portfólio, deve-se adotar um dos métodos apresentados na Seção 5.12. A análise de sensibilidade contribui para que o decisor entenda melhor o seu problema e possa considerar sua decisão em diferentes cenários.

Os métodos de análise multicritério são similares na abordagem dos problemas decisórios e geralmente apresentam desempenho satisfatório, mas diferem na forma de mensuração, ponderação e agregação das preferências dos decisores. Alguns métodos são mais apropriados para pontuar e ranquear as alternativas em processos decisórios recorrentes, incorporados a ferramentas computacionais que permitam análises sistemáticas em diferentes condições e cenários. A revisão da literatura e a investigação do estado da arte sugerem que os métodos SMART e TOPSIS apresentam essas características, sendo apropriados ao problema de seleção do portfólio de projetos para o sistema de distribuição de energia elétrica, objeto de estudo deste trabalho. Esses métodos são fundamentados por um conjunto de axiomas racionais e fazem uso de técnicas de pontuação e de funções de agregação robustas, cuja aplicação tem demonstrado ser extremamente prática e confiável. Eles auxiliam na estruturação do problema e na elicitação do conhecimento especialista, onde a forma de envolvimento do decisor permite melhorar a compreensão do problema decisório.

A forma de estruturação do problema decisório, adotada pelos métodos SMART e TOPSIS, permite a incorporação do “pensamento focado no valor” (KEENEY, 1992). Essa premissa oferece uma base formal para a construção de um modelo focado no valor, mais adequado aos processos de planejamento que envolvam decisões estratégicas, como é o caso do problema de seleção do portfólio de projetos para o sistema de distribuição. No modelo de valor, os portfólios são inicialmente determinados em função das metas, objetivos e critérios, para posteriormente serem selecionados pelo método multicritério. Na proposta deste trabalho, os portfólios são determinados *a priori* por uma técnica de otimização multiobjetivo, onde o algoritmo genético NSGA-II (Seção 4.16) é usado para negociar os critérios e objetivos, segundo as restrições do problema. Nesse processo, as alternativas são compostas pela seleção e alocação cronológica dos projetos que maximizem o valor global do portfólio, em relação aos critérios de custos e benefícios. Em seguida, os métodos SMART e TOPSIS são empregados para avaliar e ranquear os portfólios otimizados, segundo as preferências dos decisores. Essa abordagem auxilia na análise de um espectro mais amplo de alternativas, podendo levar a escolhas que produzam resultados mais desejáveis, para melhor justificar e legitimar as decisões.

O método AHP permite a análise simultânea de uma quantidade significativa de aspectos por meio de comparações semânticas que medem a força das preferências dos decisores. Embora exija um maior número de julgamentos que outros métodos, o processo de comparações em pares é simplificado e o uso da escala semântica é bem aceito, permitindo uma interação mais natural com os decisores. Uma vantagem do método é oferecer um índice para verificação da consistência dos julgamentos, o que confere maior segurança ao processo decisório. No entanto, o AHP não é particularmente adequado à seleção de alternativas em processos decisórios recorrentes, pois a incorporação de uma nova alternativa requer que os julgamentos sejam refeitos. Na metodologia proposta no Capítulo 6, o AHP é usado para obtenção dos pesos dos critérios, segundo a hierarquia construída para o problema decisório e em função dos julgamentos das preferências dos decisores.

No entanto, como os pesos são muito dependentes do método de elicitação adotado, e não há concordância na literatura sobre qual produz os resultados mais precisos, é importante adotar um segundo conjunto de pesos, tal que permita assegurar que o modelo multicritério aponte as melhores alternativas. O uso de pesos sintéticos aproximados reduz a subjetividade do processo e proporciona soluções praticamente tão confiáveis quanto as fornecidas pelos pesos exatos. A revisão da

literatura sugere que o método do centroide (ROC) apresenta uma excelente relação entre facilidade de obtenção de um conjunto de pesos aproximados e eficácia na seleção da melhor alternativa, constituindo-se em uma ferramenta prática para uso nos modelos multicritérios (Seção 5.10.5). Os pesos ROC permitem balizar os resultados obtidos por outros pesos, pois geralmente selecionam a mesma alternativa e, quando não convergem, as alternativas indicadas apresentam pontuações muito semelhantes. Por essas razões, o método do centroide também é adotado no modelo proposto no Capítulo 6. Os conjuntos de pesos ROC e AHP são incorporados aos métodos SMART e TOPSIS para obter os ranques dos portfólios. As análises de sensibilidade verificam a convergência e robustez dos resultados, oferecendo dados para formar a convicção dos decisores sobre a melhor alternativa para a tomada de decisão.

5.16 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo da análise da decisão é gerar dados que permitam um melhor conhecimento e compreensão do problema decisório. Os métodos de análise multicritério permitem a estruturação do problema e são indicados para a explicitação, incorporação e quantificação dos diversos aspectos objetivos e subjetivos do processo decisório. Os procedimentos formais e sistemáticos da análise multicritério aumentam a credibilidade dos resultados e favorecem a implantação daquelas alternativas recomendadas como as mais convenientes.

A solução dos problemas decisórios pode envolver o uso tanto de técnicas de otimização como de métodos de análise multicritério, já que a solução final deve ser o ponto que melhor se ajuste às preferências do decisor. Este capítulo discutiu as diferentes abordagens para os problemas decisórios e apresentou os principais métodos e técnicas disponíveis para sua solução. A revisão da literatura e a verificação do estado da arte no campo da análise multicritério da decisão permitiu apontar os métodos e técnicas mais adequados ao problema de seleção do portfólio de projetos para o sistema de distribuição. Os métodos de agregação multicritério SMART e TOPSIS, associados aos métodos AHP e ROC para determinação dos pesos dos critérios, foram selecionados para a metodologia apresentada no próximo capítulo, pois adotam conceitos rigorosos e bem formalizados, usam procedimentos de cálculo precisos e permitem resultados axiomáticos sólidos.

6 METODOLOGIA PROPOSTA

Este capítulo apresenta a metodologia desenvolvida para o tratamento do problema de priorização dos projetos de melhoria e expansão do sistema de distribuição, cujo objetivo é a otimização do portfólio corporativo da empresa. O modelo de decisão é focado no valor e prioriza os projetos locais de forma sistêmica, considerando a disponibilidade orçamentária da empresa e horizontes de planejamento multiestágios. Os atributos de valor envolvem os impactos financeiros dos projetos, o número de consumidores atendidos e os indicadores do desempenho operacional e da qualidade da energia. Um modelo analítico é proposto para maximizar o valor dos portfólios, usando o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II. As soluções Pareto-Ótimas obtidas são ranqueadas pelos métodos SMART e TOPSIS, usando dois conjuntos de pesos para os critérios, elicitados a partir do conhecimento especialista e das preferências do decisor. Na primeira Seção do capítulo o contexto do problema é discutido e, na seguinte, o modelo de decisão proposto é apresentado. Na sequência, são definidos os atributos de valor e o modelo de otimização dos portfólios é formulado. Em seguida são apresentadas as técnicas de otimização multiobjetivo e de análise multicritério, usadas para a determinação do portfólio corporativo.

6.1 CONTEXTO DO PROBLEMA

A distribuição de energia elétrica é um serviço de utilidade pública, cuja prestação pressupõe responsabilidade social, pois é uma concessão do Estado, a quem é devida sua regulamentação e fiscalização. Do ponto de vista regulatório, o suprimento de energia elétrica é caracterizado como um produto associado a serviços, o qual exige quantidade suficiente, qualidade adequada e preço acessível. O desempenho operacional do sistema tem assumido importante papel, especialmente quanto à qualidade da energia, pois tem impactos diretos e significativos na operação das cargas, influenciando a relação da empresa com seus consumidores e investidores. Enquanto um dos objetivos das distribuidoras é a busca da eficiência operacional do sistema para o atendimento adequado da demanda, a função dos agentes reguladores é assegurar que ele seja obtido de forma economicamente viável, tal que os consumidores possam esperar que a qualidade seja uma característica intrínseca do suprimento de energia elétrica, ao mínimo custo possível.

O objetivo do planejamento da distribuição é o estabelecimento de um plano de expansão composto por um conjunto viável de obras e ações no sistema, as quais podem incluir reforços na infraestrutura elétrica existente, a incorporação de novos ativos e procedimentos para melhoria do desempenho operacional. Especificamente, o plano de expansão deve definir onde, quando e quais projetos devem ser executados, ao longo do horizonte de planejamento, para assegurar o suprimento da demanda prevista e atender aos requisitos regulatórios, de forma a otimizar os recursos técnicos e financeiros disponíveis. No entanto, as características dos sistemas elétricos atuais, como sua dimensão, comportamento da demanda, desempenho dos equipamentos, diversidade de tecnologias e requisitos de segurança e qualidade operacionais, além das restrições orçamentárias para investimentos, incertezas do mercado e aspectos cronológicos, tornam o problema de planejamento da distribuição altamente complexo.

Um sistema de distribuição bem planejado e eficientemente operado pode reduzir as causas e efeitos dos distúrbios da qualidade da energia elétrica, respondendo rapidamente à ocorrência desses eventos e limitando sua severidade e abrangência. A consideração desses aspectos no planejamento é uma forma de assegurar uma seleção estratégica dos investimentos no sistema de distribuição e de evitar problemas operacionais futuros. O sucesso do negócio depende, em grande parte, das decisões de investimentos em uma infraestrutura de distribuição eficiente. Essas questões são particularmente importantes após a reestruturação do Setor Elétrico brasileiro.

As distribuidoras apresentam um complexo problema de planejamento e de gestão dos ativos, pois são empresas de capital intensivo que necessitam realizar um grande volume de investimentos na infraestrutura elétrica para fornecer energia aos seus consumidores. Porém, os estudos de planejamento efetuados de forma localizada, não garantem a otimização do conjunto de projetos a ser selecionado para o plano de expansão corporativo, tema que tem sido motivo de preocupação dessas empresas. A obtenção de um plano otimizado de expansão requer a determinação de soluções que permitam minimizar os custos e maximizar o valor dos benefícios proporcionados pelo conjunto de projetos selecionados. Esse processo é essencial para as distribuidoras, pois deve garantir a sustentabilidade do negócio, assegurar o cumprimento dos requisitos regulatórios e atender às expectativas dos consumidores e investidores.

Para que esses ganhos sejam significativos, é necessária uma abordagem válida para mensuração do valor dos projetos e uma forma

eficiente de otimização do portfólio em nível corporativo, tal que permita a avaliação simultânea dos atributos dos projetos propostos pela empresa, em função da disponibilidade orçamentária e dos aspectos cronológicos para o período de planejamento. A otimização do portfólio corporativo permite ajustar a distribuição orçamentária, alocando os recursos disponíveis nas unidades gerenciais que proponham os projetos com maior potencial de valor para a empresa. Essa abordagem encontra-se na área de Gestão do Portfólio de Projetos, sendo particularmente útil para aplicação à estrutura regionalizada das distribuidoras. O grande desafio atual é tornar essa análise tratável por um modelo analítico viável, eficiente e cientificamente embasado, objetivo para o qual a metodologia proposta nesse trabalho pretende contribuir.

6.1.1 Definição da situação-problema

Dado que uma empresa dispõe de um conjunto predefinido de projetos para melhoria e expansão da infraestrutura local dos sistemas regionais de distribuição de energia elétrica, a situação-problema estabelecida requer o desenvolvimento de uma metodologia analítica formal para a seleção e alocação cronológica dos projetos, ao longo do horizonte de planejamento considerado, de forma que o valor estratégico agregado pelo portfólio corporativo seja o maior possível, segundo a disponibilidade orçamentária e de acordo com as relações de condicionamento e excludência existentes entre os projetos.

No modelo para maximização do valor do portfólio, a empresa deseja considerar os aspectos técnicos e financeiros dos projetos. Os critérios financeiros devem incluir o custo dos projetos, as receitas do suprimento de energia e as reduções potenciais dos custos das perdas e das penalidades por transgressões dos limites regulatórios. Os critérios técnicos devem observar o número de consumidores atendidos, as condições operacionais e os indicadores da qualidade da energia nas instalações para as quais os projetos foram propostos. A metodologia deve envolver o conhecimento especialista dos agentes decisores na seleção do portfólio corporativo estratégico.

6.1.2 Contorno da abordagem

O problema de priorização sistêmica dos projetos para o sistema de distribuição de energia elétrica é abordado por meio dos princípios da Gestão do Portfólio de Projetos (Capítulo 3). A gestão do portfólio envolve processos decisórios para a priorização de projetos, fortemente baseados em técnicas de otimização e métodos de análise multicritério, similares àqueles que se têm mostrado eficientes na área de seleção de

investimentos financeiros. Seu foco principal é a obtenção do portfólio que proporcione o maior valor estratégico para a empresa, de acordo os objetivos adotados. O valor do portfólio deve refletir a contribuição potencial dos projetos selecionados em cada critério de interesse. Os critérios de valor são avaliados em função das implicações técnicas e financeiras dos projetos e suas contribuições para os custos e benefícios do portfólio. O processo decisório deve comparar e negociar os critérios, de forma a selecionar o conjunto de projetos que represente uma solução de compromisso que maximize o valor do portfólio corporativo, segundo as restrições do problema.

A metodologia proposta adota essa abordagem na priorização dos projetos para os sistemas regionais de distribuição de energia elétrica. O processo decisório é sistêmico e focado na seleção e alocação dos projetos nos estágios do horizonte de planejamento, cujo objetivo é a maximização do valor do portfólio corporativo, segundo os critérios e restrições do problema. Para tanto, um modelo analítico traduz em medidas de valor os custos e benefícios dos projetos selecionados para o portfólio. Os critérios de valor consideram as implicações financeiras dos projetos, o número de consumidores beneficiados e os indicadores da qualidade da energia e do desempenho operacional do sistema de distribuição.

Esse problema apresenta natureza combinatória, onde a alocação cronológica dos projetos no horizonte de planejamento requer uma abordagem multiestágio (Capítulo 2). A comparação e a negociação entre os diversos critérios decisórios e restrições envolve uma otimização multiobjetivo (Capítulo 4), tal que sejam obtidas soluções de compromisso que maximizem o valor dos portfólios. O modelo proposto é otimizado pelo algoritmo genético NSGA-II, onde os portfólios são representados por cromossomos binários, cujos genes codificam as variáveis relativas aos projetos selecionados e os respectivos estágios de planejamento em que são alocados. O resultado é um conjunto de soluções Pareto-Ótimas, consideradas os portfólios eficientes. Para que a melhor alternativa seja selecionada, segundo as preferências dos decisores, é necessária uma análise multicritério (Capítulo 5). Os métodos SMART e TOPSIS são usados para ranquear as atratividades dos portfólios, segundo dois conjuntos de pesos para os critérios. Os pesos ROC são derivados da preferência ordinal dos critérios e os pesos AHP são obtidos a partir dos julgamentos do grau de importância entre os pares de critérios. Análises de sensibilidade permitem a verificação da robustez das soluções.

A priorização dos projetos de distribuição é um problema complexo que envolve custos elevados, interesses públicos e metas regulatórias (Capítulo 2). As decisões devem ser estratégicas, pois seus resultados podem alterar o grau de satisfação dos consumidores e a percepção dos reguladores e investidores sobre a empresa, definindo sua imagem e posição no mercado. Pode obter vantagem estratégica aquela empresa que tomar decisões baseadas em processos decisórios consistentes e que não adotem unicamente a experiência e intuição dos decisores, embora importantes. Um modelo de decisão focado no valor, incorporado a uma abordagem multiestágio, multiobjetivo e multicritério, permite alinhar os critérios locais aos objetivos globais do portfólio corporativo, auxiliando os decisores na seleção dos projetos estratégicos para a melhoria e expansão do sistema de distribuição.

6.2 MODELO DE DECISÃO

O modelo de decisão proposto para a priorização sistêmica dos projetos de distribuição é estruturado em duas etapas integradas e sequenciais, como ilustra a Figura 16. A primeira etapa é constituída pelo processo usual de planejamento, previamente executado pelas distribuidoras e responsável pela proposição de um conjunto de projetos para melhoria e expansão dos sistemas regionais, como demonstra a Figura 16(a). A segunda etapa, apresentada na Figura 16(b) é composta por um modelo de valor, cuja função é priorizar os projetos regionais e compor os portfólios corporativos. Nesse modelo, a seleção e a alocação cronológica dos projetos são explicitamente baseadas nos seus atributos e na realidade do sistema de distribuição.

As duas etapas do modelo de decisão permitem que os agentes envolvidos possam contribuir no processo decisório, de acordo com suas áreas de conhecimento, funções e responsabilidades. Os agentes da área técnica podem assegurar que os modelos de simulação captem a compreensão sobre como e quais projetos de novas configurações devem ser propostos, e determinar de que forma e o quanto eles podem afetar o desempenho do sistema de distribuição. Por outro lado, os agentes decisores podem definir os critérios e métricas adequados para avaliar os atributos de custos e benefícios dos projetos e fazer os julgamentos necessários para especificar os parâmetros do modelo de valor para seleção das melhores alternativas. Essa estrutura é capaz de auxiliar na obtenção de um portfólio de projetos alinhado às políticas e metas estratégicas da empresa.

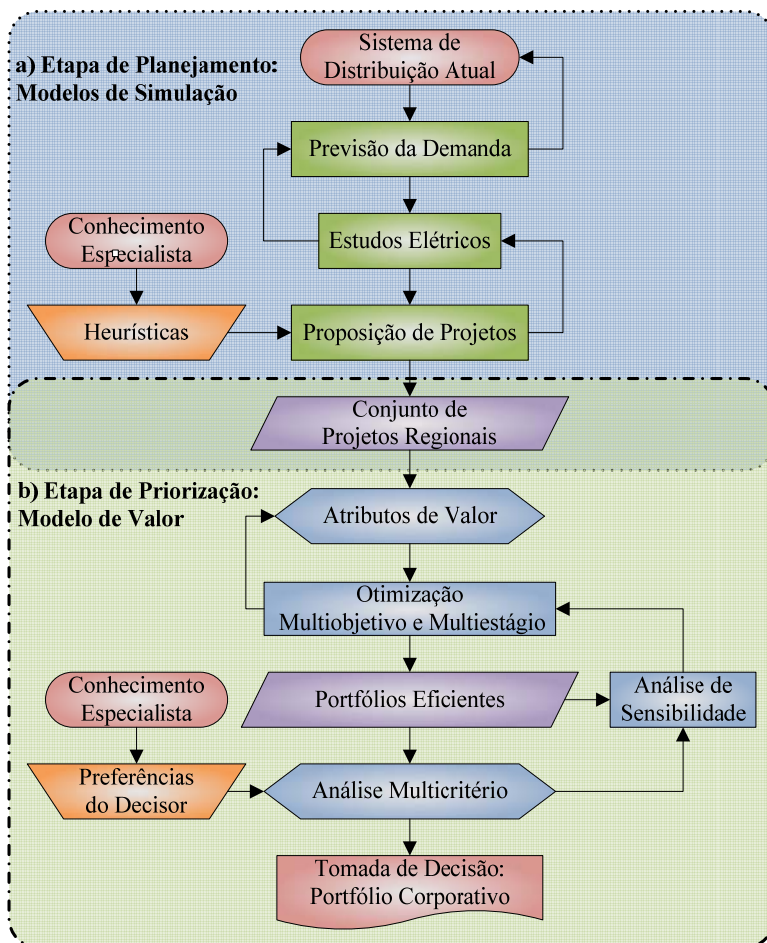


Figura 16 - Modelo de decisão: etapas de planejamento e priorização.

6.2.1 Etapa de Planejamento

A etapa de planejamento, ilustrada na Figura 16(a), parte dos estudos elétricos para verificar como a configuração atual do sistema de uma determinada região reage ao crescimento previsto para a demanda, segundo critérios de desempenho e limites regulatórios. Essa tarefa é auxiliada pelos dados dos sistemas supervisórios e por ferramentas computacionais baseadas em modelos de simulação e em técnicas *ad hoc* para análise do sistema. Quando os estudos indicam desempenho não adequado, novas configurações são propostas e analisadas,

considerando-se diversos critérios de planejamento, cenários econômicos e de mercado, alternativas tecnológicas, entre outros aspectos. A pesquisa acadêmica tem disponibilizado várias ferramentas para estudos elétricos e metodologias para o planejamento das novas configurações para os sistemas de distribuição, conforme discutido no Capítulo 2.

A interação entre o conhecimento especialista e os resultados dos estudos elétricos permite que sejam propostos diversos projetos para os sistemas regionais de distribuição. Esses projetos podem incluir novos ativos e reforços na infraestrutura existente, cujo objetivo é atender a um conjunto de consumidores, melhorar o desempenho operacional das instalações e assegurar os padrões de continuidade e conformidade do fornecimento, com um determinado impacto financeiro. Para corrigir possíveis deficiências nos projetos ou para considerar alterações nos hábitos de consumo e aperfeiçoamentos metodológicos e tecnológicos, o planejamento deve envolver o conhecimento dos especialistas, em um processo cíclico e interativo, como demonstra o fluxograma da Figura 16(a). Embora esse processo auxilie na proposição dos projetos para os sistemas regionais de distribuição, segundo os critérios técnicos e econômicos locais, ele não está focado na priorização dos projetos e na otimização do valor global do portfólio corporativo.

6.2.2 Etapa de priorização

O problema de priorização dos projetos para o sistema de distribuição envolve decisões importantes, devido aos custos e suas implicações estratégicas. Os projetos selecionados podem agregar novos ativos e proporcionar a oferta de serviços adicionais, além de provocar impactos nos resultados financeiros, nas condições operacionais e nos indicadores da qualidade do produto e do serviço, melhorando o grau de satisfação dos consumidores e a imagem da empresa no mercado.

A necessidade de priorização advém da existência de um número maior de projetos a serem executados do que os recursos disponíveis. A prioridade de um projeto está associada à sua relevância estratégica e à sua contribuição potencial para o alcance dos objetivos aos quais se relaciona, mensurada por atributos de valor que refletem os critérios de interesse. O objetivo da otimização do portfólio é a seleção do conjunto de projetos que proporcione o máximo benefício para a empresa.

A contribuição deste trabalho é a incorporação da segunda etapa do modelo de decisão ilustrado Figura 16(b). Nessa etapa é proposto um modelo de valor para a priorização sistêmica dos projetos, cujo objetivo é a otimização do portfólio corporativo da distribuidora. O modelo de

valor adota os princípios da Gestão do Portfólios de Projetos para tratar a seleção dos projetos de forma similar à seleção dos portfólios de investimentos financeiros (Capítulo 3). Os projetos locais para os sistemas regionais de distribuição, previamente obtidos na primeira etapa, competem pela disponibilidade orçamentária global da empresa com todos os outros projetos, de forma igualitária e somente em função dos seus atributos. Para a tomada de decisão, as preferências e o conhecimento especialista dos decisores são articulados e incorporados ao modelo. Análises de sensibilidade permitem a avaliação da qualidade e robustez das soluções. O modelo de valor, faz uso de cinco processos principais:

- a) Mapeamento dos atributos de valor, responsáveis por mensurar os impactos técnicos e financeiros das alternativas de projetos;
- b) Otimização multiobjetivo e multiestágio, capaz de selecionar e alocar os projetos nos estágios do horizonte de planejamento, segundo as interações entre os objetivos, critérios e restrições do problema;
- c) Análise multicritério, usada para pontuar e ranquear os portfólios otimizados, em função das preferências dos decisores;
- d) Análise de sensibilidade, para verificação do comportamento dos ranques em função da variação dos parâmetros decisórios, para diferentes cenários de planejamento;
- e) Prescrição da solução, responsável por subsidiar os decisores com informações para a formação de sua convicção sobre a melhor alternativa para a tomada de decisão.

Cada projeto é especificado para melhorar algum aspecto no desempenho corrente do sistema de distribuição. Os impactos de cada projeto e as informações das condições operacionais e do desempenho das instalações ao qual se relaciona, são traduzidos e mapeados em atributos de valor. Esses atributos estão associados aos resultados financeiros dos projetos, ao número de consumidores atendidos e aos indicadores da qualidade da energia e desempenho do sistema de distribuição. No modelo de valor, os projetos são priorizados com base na importância relativa para os objetivos técnicos e financeiros estabelecidos para o portfólio, ou seja, na capacidade de contribuir para o valor global do portfólio da distribuidora.

A otimização dos portfólios requer a solução de um problema combinatório multiestágio, pois envolve a seleção e a alocação dos projetos nos estágios do horizonte de planejamento, onde podem ser antecipados, postergados, ou não alocados. A alocação cronológica dos

projetos apresenta diferentes impactos no valor dos portfólios e está sujeita às restrições de disponibilidade orçamentária. Portanto, a maximização do valor dos portfólios é um problema multiobjetivo, sujeito a restrições, que requer a comparação e a negociação simultânea dos atributos dos projetos, alguns conflitantes. O Capítulo 4 apresentou as principais técnicas de otimização meta-heurística disponíveis na literatura, destacando o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II como uma ferramenta eficiente para solução dos problemas combinatórios de grande porte, como a otimização dos portfólios de projetos. O modelo de valor proposto faz uso do algoritmo NSGA-II para obter um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos (Seção 6.8).

A escolha do portfólio mais alinhado aos objetivos estratégicos da empresa é feita *a posteriori*, segundo os julgamentos e preferências dos decisores. Para recomendar a melhor alternativa e auxiliar na tomada de decisão, o modelo de valor faz uso de um conjunto de métodos de análise multicritério, discutidos no Capítulo 5. Os métodos SMART (Seção 6.9.1) e TOPSIS (Seção 6.9.2) são empregados para obter as pontuações e os ranques dos portfólios Pareto-Ótimos, de acordo com dois conjuntos de pesos para a importância dos critérios decisórios. Os pesos ROC (Seção 6.10.1) são obtidos em função da preferência ordinal dos critérios e os pesos AHP (Seção 6.10.2) são elicitados a partir dos julgamentos do grau de importância entre os pares de critérios. Para verificação da robustez dos portfólios, o modelo permite estudos de cenários e análises da sensibilidade dos ranques em função da variação dos pesos dos critérios. A exploração e a comparação das vantagens técnicas e financeiras dos portfólios fornecem informações que auxiliam o decisor na escolha da melhor alternativa e na formação de sua convicção a respeito da decisão a ser tomada.

6.2.3 Considerações sobre o modelo de decisão

A metodologia proposta conjuga as premissas do raciocínio focado nas alternativas e do raciocínio focado no valor (Seção 5.3). O modelo inicia o processo de priorização dos projetos com um raciocínio focado no valor, onde o algoritmo genético multiobjetivo é usado para compor e otimizar os portfólios. A definição explícita dos atributos de valor auxilia a gerar um espectro mais amplo de alternativas para atender aos objetivos e critérios de otimização. Na sequência, o modelo faz uso do raciocínio focado nas alternativas para determinar o ranque dos portfólios otimizados. Nesse processo, as técnicas de análise multicritério incorporam os julgamentos e preferências do decisor para auxiliarem na seleção da melhor alternativa.

Para avaliar a importância estratégica dos portfólios em relação aos custos e benefícios dos projetos, a metodologia conjuga, no modelo de valor, a natureza multiobjetivo, multiestágio e multicritério do problema. A abordagem é aderente à forma como as distribuidoras tomam suas decisões, pois incorpora o conhecimento especialista e as preferências dos decisores, não impondo mudanças nos processos correntes e na cultura da empresa. Uma das vantagens da metodologia está na abordagem corporativa sistêmica, auxiliando na alocação dos recursos disponíveis e no ajuste dos níveis orçamentários. O modelo permite disponibilizar maior dotação orçamentária às unidades da empresa que proponham os projetos com maior potencial de contribuição de valor para o portfólio corporativo.

6.2.4 Adequação do modelo de decisão

A adequação do modelo pode ser avaliada por diversos critérios, como robustez lógica, abrangência, praticidade, eficácia, precisão e aceitação (Seção 3.3). Quanto à robustez lógica, o modelo proposto baseia-se em teorias relevantes e consolidadas no meio acadêmico, como a gestão dos portfólios de projetos (Capítulo 3), otimização multiobjetivo (Capítulo 4) e análise multicritério da decisão (Capítulo 5), amplamente discutidas na literatura especializada e aplicadas com bons resultados em diversas áreas.

A lógica adotada no modelo assegura o nivelamento da disputa pelo orçamento, pois todos os projetos são avaliados de forma igualitária e pela mesma métrica, onde nenhum critério adicional força a sua escolha. A única razão para que um projeto seja priorizado é a sua contribuição potencial para os objetivos do portfólio corporativo. Embora não seja capaz de capturar todas as nuances do problema, o modelo proposto apresenta um bom grau de abrangência, pois utiliza uma estrutura explícita de critérios, capazes de manipular diversas medidas de desempenho (financeiros e não financeiros) específicas para os projetos de distribuição de energia elétrica.

A praticidade do modelo é conferida pela utilização dos dados disponíveis dos projetos e dos indicadores consolidados das condições operacionais e da qualidade da energia, e pela facilidade de obtenção e análise dos resultados. A eficácia do modelo está associada à capacidade de atingir os objetivos que motivam sua utilização e à sua compatibilidade ao processo decisório da empresa. O modelo proposto é considerado eficaz, pois foi desenvolvido em torno das particularidades do problema de priorização dos projetos das distribuidoras e auxilia na articulação dos objetivos e critérios mais importantes, assegurando

soluções alinhadas aos objetivos estratégicos da empresa. Os estudos de casos para validação da metodologia, apresentados no Capítulo 7, demonstram resultados coerentes e permitem verificar a precisão do modelo proposto. O envolvimento dos agentes e a compatibilidade com os processos existentes, não impondo mudanças na cultura da empresa, asseguram maior grau de aceitabilidade do modelo proposto.

6.3 ESTRUTURA DE VALOR

A prioridade de um projeto depende da abrangência do seu escopo, dos esforços necessários para sua execução e do alcance dos resultados esperados de sua operacionalização. Os projetos devem ser priorizados em função do valor que agregam ao portfólio. O valor de um projeto pode ser determinado pela mensuração dos seus custos e benefícios. Os custos indicam os investimentos financeiros necessários para execução do projeto. Os benefícios estão associados aos resultados técnicos e financeiros potenciais da operacionalização dos projetos e medem a sua relevância estratégica, ou seja, a sua contribuição para o alcance das metas e objetivos aos quais se relaciona.

Os custos e os benefícios dos projetos são descritos por um conjunto de critérios, mensurados por métricas e escalas apropriadas. A análise dos projetos deve ser baseada nos resultados observáveis para o valor desses critérios. O desempenho de alguns critérios pode ser diretamente mensurado por meio de escalas baseadas em unidades naturais. Para os critérios não mensuráveis diretamente, usam-se indicadores ou funções auxiliares que quantificam o desempenho no aspecto considerado. Os níveis de cada critério devem ser comparados com o melhor nível possível no conjunto de projetos. Portanto, a escala deve mensurar o grau com que um nível intermediário de um critério se aproxima do melhor valor possível, permitindo quantificar o valor que um dado projeto agrega àquele critério.

A revisão bibliográfica e as consultas aos especialistas proporcionaram a base para o desenvolvimento da estrutura hierárquica da árvore de critérios usada no modelo para avaliação e seleção dos projetos. A Figura 17 apresenta a estrutura da árvore de critérios adotados para a determinação do valor dos projetos de melhorias e de expansão do sistema de distribuição de energia elétrica. O valor de um portfólio multistágio é definido pelo conjunto de critérios técnicos e financeiros associados aos projetos selecionados e aos estágios do horizonte de planejamento em que são alocados. O primeiro nível está

relacionado aos objetivos gerais do problema, ou seja, otimizar os critérios técnicos e financeiros dos projetos que compõem o portfólio.

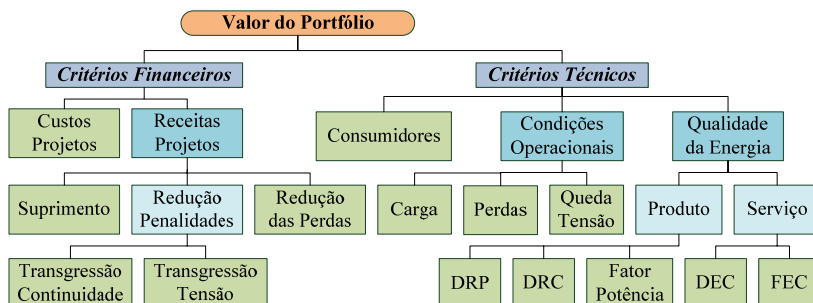


Figura 17 - Árvore de critérios para o valor do portfólio.

Os custos representam os montantes financeiros necessários para a execução dos projetos. Os benefícios financeiros referem-se às receitas decorrentes da capacidade de suprimento disponibilizada e da redução potencial nos custos das perdas de energia e das penalizações monetárias impostas por desconformidades regulatórias. Os critérios técnicos estão relacionados ao número de consumidores e aos indicadores da qualidade da energia e das condições operacionais nas instalações associadas a cada projeto. A condição operacional é determinada pelos níveis de carregamento, queda de tensão e perdas nas instalações elétricas. A qualidade da energia está relacionada aos indicadores de continuidade do serviço e conformidade do produto. Quanto à continuidade são considerados os indicadores de frequência e de duração das interrupções do suprimento. Quanto à conformidade são considerados os indicadores de transgressões de tensão e o fator de potência no sistema elétrico.

Os critérios dos níveis mais inferiores são os descritores fundamentais do desempenho aos quais se relacionam e podem ser diretamente mensurados ou quantificados por indicadores ou coeficientes. O diagrama da Figura 17 indica que, se os valores dos critérios dos níveis inferiores são conhecidos, então os valores dos critérios dos níveis superiores podem ser determinados. As métricas e as escalas de cada critério e a forma de agregação dos seus valores nas alternativas de portfólio são descritas nas seções seguintes.

6.4 CRITÉRIOS TÉCNICOS

Como as distribuidoras têm metas para o desempenho, o sistema é monitorado continuamente, de modo a identificar possíveis problemas e eventuais transgressões. Os processos de planejamento, discutidos no Capítulo 2, oferecem meios para a proposição de projetos que proporcionem ações de melhorias nas instalações onde os níveis dos indicadores operacionais e da qualidade da energia dos sistemas de distribuição sejam mais preocupantes ou estratégicos para a empresa. Portanto, a prioridade de um projeto pode ser avaliada em função da importância dos valores correntes ou das melhorias nesses indicadores.

6.4.1 Desempenho operacional

Quanto às condições do desempenho operacional nas instalações relativas a um dado projeto p , são considerados os critérios de valor:

- $NC(p)$: número de consumidores atendidos;
- $\Delta V(p)$: nível médio de queda de tensão relativa à nominal (%);
- $S(p)$: nível médio de carregamento relativo à capacidade nominal de potência aparente (%);
- $PE(p)$: nível médio de perdas de energia (%);

O número de consumidores atendidos pelos projetos está associado ao serviço prestado pela distribuidora, afeta seu faturamento e tem impactos no grau de satisfação dos consumidores e na imagem da empresa no mercado. Portanto, os projetos que atendam ao maior número possível de consumidores devem ser priorizados.

O desvio da tensão nominal de referência nos alimentadores está relacionado às condições operacionais das instalações elétricas e tem impactos na eficiência do sistema de distribuição e nos indicadores da qualidade da energia. Portanto, a distribuidora deve priorizar os projetos que proporcionem ações de melhorias nas instalações que apresentem os maiores níveis de queda de tensão.

O nível médio de carregamento das instalações elétricas está relacionado à capacidade de suprimento de energia e tem impactos no faturamento da empresa. Portanto, a distribuidora deve priorizar os projetos que proporcionem melhorias ou expansões nas instalações com maior nível de carregamento.

As perdas de energia estão associadas às características da configuração e do desempenho do sistema elétrico e representam uma redução na capacidade de suprimento, com impactos no faturamento da

empresa. Portanto, os projetos que atendam às instalações com os maiores níveis de perdas de energia devem ser priorizados.

6.4.2 Indicadores da qualidade do produto

Os indicadores da qualidade do produto, estabelecidos pelo PRODIST (ANEEL, 2012), estão relacionados à conformidade do suprimento de energia elétrica. Na metodologia proposta, os critérios de valor adotados para a qualidade do produto nas instalações relativas a cada projeto p , são:

- $DRP(p)$: duração relativa das transgressões para tensão precária equivalente por consumidor (%);
- $DRC(p)$: duração relativa das transgressões para tensão crítica equivalente por consumidor (%);
- $\Delta FP(p)$: desvio percentual do fator de potência unitário (%);

Os indicadores para as durações relativas das transgressões de tensão para os níveis precário e crítico estão sujeitos a limites regulatórios. Quando esses limites são ultrapassados, a Agência Reguladora impõe penalidades monetárias à distribuidora, conforme disposto no PRODIST (Seção 2.7.2.7). As transgressões de tensão causam problemas na operação das cargas dos consumidores e as penalidades aplicadas têm impactos no faturamento da distribuidora. Portanto, a empresa deve priorizar os projetos nas instalações que apresentem maiores durações das transgressões de tensão.

O fator de potência está associado à eficiência energética dos sistemas elétricos, sendo um indicador da qualidade do produto que também está sujeito a limites regulatórios (ANEEL, 2012). Portanto, a distribuidora deve priorizar os projetos nas instalações que apresentem os maiores desvios em relação ao fator de potência unitário.

6.4.3 Indicadores da qualidade do serviço

Os indicadores da qualidade do serviço estão relacionados à continuidade do suprimento de energia elétrica (ANEEL, 2012). Na metodologia proposta, os critérios de valor adotados para a qualidade do serviço nas instalações relativas a cada projeto p , são:

- $FEC(p)$: frequência equivalente das interrupções por consumidor (interrupções/ano);
- $DEC(p)$: duração equivalente das interrupções por consumidor (h/ano);

Os indicadores da qualidade da energia para a frequência e duração das interrupções estão sujeitos a limites regulatórios de continuidade. Quando os limites são violados, a Agência Reguladora impõe penalidades monetárias à distribuidora, conforme disposto no PRODIST (Seção 2.7.2.7). As interrupções provocam prejuízos aos consumidores e as penalidades aplicadas têm impactos no faturamento da distribuidora. Portanto, devem ser priorizados os projetos focados em melhorias nas instalações que apresentem os maiores indicadores de frequência e duração das interrupções do suprimento.

6.5 CRITÉRIOS FINANCEIROS

A metodologia também considera como critérios de valor os custos e benefícios financeiros dos projetos. Os custos são os investimentos financeiros necessários para execução dos projetos. A operacionalização de um projeto pode permitir o aumento da capacidade de suprimento, a redução das perdas e o aumento da qualidade da energia elétrica no sistema de distribuição. Os benefícios financeiros são as receitas decorrentes da capacidade de suprimento de energia aos consumidores, as reduções potenciais nos custos das perdas e a suspensão das penalidades monetárias por transgressões regulatórias. No modelo proposto, as reduções potenciais nos custos são consideradas benefícios financeiros dos projetos, e contam a favor de sua priorização.

O modelo de decisão deve utilizar uma métrica apropriada para avaliação dos atributos financeiros dos projetos. Os principais métodos de avaliação financeira foram discutidos na Seção 3.4.2, dos quais o mais utilizado na seleção de projetos é o método do Valor Presente Líquido (VPL), razão pela qual foi adotado no modelo proposto. Nesse método, os atributos de custos e benefícios financeiros dos projetos são referenciados a uma mesma base de tempo, para que possam ser analisados e comparados. No processo de priorização multiestágio, os benefícios financeiros sinalizam a antecipação dos projetos no horizonte de planejamento, enquanto os custos tendem a postergá-los. Portanto, a alocação cronológica dos projetos deve buscar o equilíbrio entre os custos e benefícios de antecipar ou postergar os projetos, segundo a disponibilidade orçamentária, de forma a maximizar o valor presente líquido dos portfólios.

6.5.1 Fator de Valor Presente

O Fator de Valor Presente (ou Fator de Valor Atual) é usado para determinar o montante equivalente atual dos custos e benefícios

financeiros de um projeto p , em um dado estágio k futuro, sujeitos à taxa de atratividade (ou desconto) do capital d , correspondente ao intervalo de cada estágio. Se a taxa de atratividade do capital for considerada constante ao longo dos estágios de capitalização, o Fator de Valor Presente é calculado pela equação (HESS *et al.*, 1986):

$$FVP_k = \frac{1}{\left(1 + \frac{d}{100}\right)^k} . \quad 6.1$$

Onde FVP_k é o Fator de Valor Presente para k estágios de capitalização e d é a taxa de atratividade (ou desconto) do capital (%). Se a taxa de atratividade for variável ao longo dos estágios de capitalização, então o Fator de Valor Presente é calculado pela equação:

$$FVP_k = \prod_{i=1}^k \left(1 + \frac{d_i}{100}\right)^{-1} . \quad 6.2$$

Onde d_i é a taxa de atratividade do capital no estágio i (%);

6.5.2 Custos de execução dos projetos

O custo de um projeto é o investimento financeiro necessário para que as correspondentes ações de melhoria e expansão do sistema de distribuição sejam executadas e tornem-se operacionais. Um dos objetivos considerados na otimização do valor dos portfólios é a minimização dos custos dos projetos selecionados, sujeitos às restrições de disponibilidade orçamentária para cada estágio do horizonte de planejamento. O custo financeiro total para execução de um projeto é considerado no estágio de sua alocação. Assim, o valor presente do custo do projeto p , alocado no estágio k do horizonte de planejamento, pode ser determinado pela equação:

$$VP_k(p) = c(p) \cdot FVP_k . \quad 6.3$$

Onde $VP_k(p)$ é valor presente do custo do projeto p , alocado no estágio k (R\$), $c(p)$ é o custo nominal do projeto p (R\$) e FVP_k é o fator de valor presente para o estágio k ;

6.5.3 Receitas do suprimento de energia

As receitas financeiras correspondem ao faturamento proveniente do suprimento de energia aos consumidores conectados às instalações relativas a um dado projeto p . No modelo proposto, as receitas são consideradas desde o estágio k de alocação do projeto, até o estágio

final do horizonte de planejamento T . A receita no estágio i , relativa ao projeto p , é calculada pela equação:

$$RP_i(p) = EN_i(p) \cdot CE_i. \quad 6.4$$

Onde $RP_i(p)$ é a receita relativa ao projeto p , obtida no estágio i (R\$), $EN_i(p)$ é a energia média suprida no estágio i pelas instalações do projeto p (kWh) e CE_i é o custo da energia no estágio i (R\$/kWh).

Portanto, a receita total proveniente da alocação do projeto p no estágio k , a valor presente, é calculada pela equação:

$$RPtot_k(p) = \sum_{i=k}^T RP_i(p) \cdot FVP_i. \quad 6.5$$

Onde $RPtot_k(p)$ é a receita total do projeto p , alocado no estágio k , a valor presente (R\$), FVP_i é o fator de valor presente para o estágio i e T é o número total de estágios do horizonte de planejamento.

6.5.4 Custos das perdas de energia

As perdas energéticas (técnicas e comerciais) representam uma redução na eficiência do sistema de distribuição e provocam prejuízos financeiros para a empresa. A redução das perdas deve ser um dos objetivos do planejamento da distribuição. No modelo de priorização, a redução potencial das perdas de energia é considerada um benefício financeiro que agrega valor ao portfólio. Portanto, devem ser priorizados os projetos que busquem melhorias nas instalações que apresentem os maiores custos para as perdas. O custo das perdas de energia redutíveis para o estágio i , nas instalações relativas ao projeto p é calculado pela equação:

$$CP_i(p) = PD_i(p) \cdot H \cdot CE_i. \quad 6.6$$

Onde $CP_i(p)$ é o custo das perdas de energia redutíveis nas instalações relativas ao projeto p no estágio i (R\$), $PD_i(p)$ é a potência média das perdas redutíveis nas instalações do projeto p no estágio i (kW), H é o período de tempo médio dos estágios de planejamento (h) e CE_i é o custo da energia no estágio i (R\$/kWh).

Portanto, valor financeiro total da redução potencial das perdas de energia nas instalações relativas ao projeto p , considerado desde o estágio k de alocação até o estágio final T do horizonte de planejamento, é calculado pela equação:

$$CPtot_k(p) = \sum_{i=k}^T CP_i(p) \cdot FVP_i. \quad 6.7$$

Onde $CPTot_k(p)$ é o benefício financeiro total relativo à redução potencial das perdas de energia nas instalações do projeto p , alocado no estágio k , a valor presente (R\$), FVP_i é o fator de valor presente para o estágio i e T é o número de estágios de planejamento.

6.5.5 Custos das transgressões de continuidade

A melhoria da continuidade do serviço de suprimento de energia elétrica deve ser um dos objetivos do planejamento da distribuição. O PRODIST estabelece penalidades monetárias para a ocorrência de transgressões dos limites estabelecidos para os indicadores da continuidade, relativos à frequência e duração das interrupções (ANEEL, 2012). No modelo de priorização, a redução potencial das penalidades monetárias por transgressões dos limites dos indicadores de continuidade é considerada um benefício que agrega valor ao portfólio. Portanto, devem ser priorizados os projetos que contemplem ações de melhoria nas instalações que apresentem os maiores custos para as transgressões dos limites desses indicadores.

O cálculo para as penalidades por transgressões dos limites de continuidade, em cada estágio de planejamento, é baseado na forma de compensação monetária aos consumidores, estabelecida pelo PRODIST (Seção 2.7.2.7). No modelo proposto, o cômputo considera os conjuntos de consumidores beneficiados pela execução dos projetos. O valor financeiro no estágio i para as penalidades por transgressões do FEC e DEC nas instalações do projeto p é calculado pela equação:

$$TC_i(p) = \left[\left(\frac{DEC_i(p)}{DEC_M} - 1 \right) \cdot \alpha + \left(\frac{FEC_i(p)}{FEC_M} - 1 \right) \cdot \beta \right] \cdot DEC_M \cdot \frac{CE_i}{H} \cdot \delta(p) \cdot NC(p). \quad 6.8$$

Onde $TC_i(p)$ é o valor financeiro no estágio i para as penalidades por transgressões dos indicadores FEC e DEC nas instalações do projeto p (R\$), $DEC_i(p)$ e $FEC_i(p)$ são, respectivamente, a duração e frequência equivalente de interrupções verificadas no conjunto de consumidores das instalações associadas ao projeto p (horas/estágio e interrupções/estágio, respectivamente), DEC_M e FEC_M são, respectivamente, os limites máximos para os indicadores DEC e FEC , CE_i é custo da energia no estágio i (R\$/kWh), $NC(p)$ é o conjunto de consumidores relacionados ao projeto p , H é o período de tempo médio dos estágios de planejamento (h), $\delta(p)$ é o coeficiente regulatório de majoração relativo ao nível de tensão (BT=15; MT=20; AT=27), $\alpha = 0$,

se $DEC_i(p) < DEC_M$ ou $\alpha = 1$, se $DEC_i(p) \geq DEC_M$ e $\beta = 0$, se $FEC_i(p) < FEC_M$ ou $\beta = 1$, se $FEC_i(p) \geq FEC_M$.

Portanto, o valor financeiro total da redução potencial das penalidades por transgressões do FEC e DEC nas instalações relativas ao projeto p , considerado desde o seu estágio de alocação k até o estágio final do horizonte de planejamento T , é calculado pela equação:

$$TCtot_k(p) = \sum_{i=k}^T TC_i(p) \cdot FVP_i. \quad 6.9$$

Onde $TCtot_k(p)$ é o benefício financeiro total relativo à redução potencial das penalidades monetárias por transgressões dos indicadores FEC e DEC nas instalações do projeto p alocado no estágio k , a valor presente (R\$), FVP_i é o fator de valor presente para o estágio i e T é o número de estágios do horizonte de planejamento.

6.5.6 Custos das transgressões de tensão

O suprimento de energia elétrica dentro dos padrões de conformidade de tensão deve ser um dos objetivos do planejamento da distribuição. O PRODIST estabelece penalidades monetárias para as transgressões dos limites estabelecidos para os indicadores de conformidade dos níveis de tensão em regime permanente (ANEEL, 2012). No modelo de priorização, a redução potencial das penalidades monetárias por transgressões dos limites dos níveis de tensão é considerada um benefício que agrega valor ao portfólio. Portanto, devem ser priorizados os projetos que contemplem ações de melhoria nas instalações que apresentem maiores transgressões da tensão para o nível precário ou crítico.

O cálculo das penalidades por transgressões dos limites de conformidade da tensão, em cada estágio de planejamento, é baseado na forma de compensação monetária aos consumidores, estabelecida pelo PRODIST (Seção 2.7.2.7). O modelo proposto considera os conjuntos de consumidores beneficiados pela execução dos projetos, onde o valor financeiro no estágio i para as penalidades por transgressões dos limites de conformidade dos níveis de tensão nas instalações relativas ao projeto p é calculado pela equação:

$$TV_i(p) = \left[\left(\frac{DRP_i(p) - DRP_M}{100} \right) \cdot \varphi + \left(\frac{DRC_i(p) - DRC_M}{100} \right) \cdot \omega \right] \cdot CE_i \cdot NC(p). \quad 6.10$$

Onde $TV_i(p)$ é o valor financeiro no estágio i das penalidades por transgressões dos indicadores de conformidade de tensão nas instalações do projeto p (R\$), $DRP_i(p)$ e $DRC_i(p)$ são, respectivamente, a duração relativa das transgressões de tensão para o nível precário e crítico nas instalações relativas ao projeto p , no estágio i (%), DRP_M e DRC_M são, respectivamente, os limites regulatórios máximos para os indicadores DRP (3%) e DRC (0,5%), CE_i é o custo da energia no estágio i (R\$/kWh), $NC(p)$ é o conjunto de consumidores relacionados ao projeto p , $\varphi = 0$, se $DRP_i(p) \leq DRP_M$ ou $\varphi = 3$, se $DRP_i(p) > DRP_M$ e $\omega = 0$, se $DRC_i(p) \leq DRC_M$ ou $\omega = 7$ (BT), $\omega = 5$ (MT) ou $\omega = 3$ (AT), se $DRC_i(p) > DRC_M$.

O valor financeiro total da redução potencial das penalidades por transgressões dos limites de conformidade de tensão nas instalações relativas ao projeto, considerado desde o seu estágio de alocação, até o final do horizonte de planejamento, é calculado pela equação:

$$TVtot_k(p) = \sum_{i=k}^T TV_i(p) \cdot FVP_i. \quad 6.11$$

Onde $TVtot_k(p)$ é o benefício financeiro total relativo à redução potencial das penalidades monetárias por transgressões dos indicadores dos níveis de tensão nas instalações do projeto p alocado no estágio k , a valor presente (R\$), FVP_i é o fator de valor presente para o estágio i e T é o número de estágios do horizonte de planejamento.

6.5.7 Valor Presente Líquido

Do ponto de vista financeiro, o modelo utiliza o método do Valor Presente Líquido (VPL) para selecionar e alocar os projetos no horizonte de planejamento. O VPL de um projeto é a diferença entre seus benefícios e custos financeiros, a valor presente. A seleção e alocação temporal dos projetos no portfólio busca o equilíbrio entre os custos e benefícios financeiros, segundo a disponibilidade orçamentária de cada estágio de planejamento. Antecipar um projeto possibilita aumentar os benefícios financeiros potenciais decorrentes de sua operacionalização, enquanto postergá-lo possibilita reduzir o valor presente dos custos financeiros requeridos para sua execução. A postergação ou a antecipação de um projeto pode liberar recursos orçamentários em determinados estágios e permitir a alocação de outros projetos no horizonte de planejamento. O processo de otimização busca uma distribuição eficiente dos projetos no tempo, de forma a maximizar o VPL e os benefícios técnicos do portfólio. Os portfólios eficientes são

aqueles que apresentam as melhores relações de compromisso entre a maximização dos benefícios técnicos e financeiros e a minimização dos custos financeiros dos projetos, segundo a disponibilidade orçamentária. O VPL de um projeto p é calculado pela equação:

$$VPL_k(p) = \left(\sum_{i=k}^T b_i(p) \cdot FVP_i \right) - c(p) \cdot FVP_k. \quad 6.12$$

Sendo $b_i(p) = RP_i(p) + CP_i(p) + TC_i(p) + TV_i(p)$, e onde $VPL_k(p)$ é o valor presente líquido do projeto p , alocado no estágio k (R\$), $b_i(p)$ é o benefício financeiro total do projeto p no estágio i (R\$), $c(p)$ é o custo financeiro para execução do projeto p (R\$), $RP_i(p)$ é a receita do suprimento de energia relativa ao projeto p , obtida no estágio i (R\$), $CP_i(p)$ é o valor financeiro da redução potencial dos custos das perdas de energia no estágio i nas instalações relativas ao projeto p (R\$), $TC_i(p)$ é o valor financeiro da redução potencial das penalidades por transgressões dos indicadores FEC e DEC no estágio i nas instalações do projeto p (R\$), $TV_i(p)$ é o valor financeiro da redução potencial das penalidades por transgressões dos indicadores de conformidade de tensão no estágio i nas instalações do projeto p (R\$), FVP_i é fator de valor presente para o estágio i e T é o número de estágios de planejamento.

6.6 MODELO DE OTIMIZAÇÃO DOS PORTFÓLIOS

No modelo proposto, a priorização multiestágio dos projetos e a maximização do valor dos portfólios é um problema de natureza combinatória que requer uma otimização multiobjetivo. O processo de otimização deve selecionar e alocar cronologicamente os projetos nos estágios de planejamento para compor os portfólios, onde o objetivo é a maximização dos valores globais dos critérios técnicos e financeiros, segundo as restrições do problema. O modelo matemático multiobjetivo e multiestágio é formulado como um problema de programação inteira binária, enunciado da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 \text{Maximizar: } & \left\{ \begin{aligned}
 & \sum_{k=1}^T \sum_{p=1}^N [VPL_k(p) \cdot x_k(p)]; \\
 & \sum_{p=1}^N [\Delta V(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N \Delta V(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [S(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N S(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [PE(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N PE(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [DRPC(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N DRPC(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [\Delta FP(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N \Delta FP(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [FEC(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N FEC(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [DEC(p) \cdot x_k(p)] / \sum_{p=1}^N DEC(p); \\
 & \sum_{p=1}^N [NC(p) \cdot x_k(p)].
 \end{aligned} \right. \quad 6.13 \\
 \\
 \text{Sujeito a: } & \left\{ \begin{aligned}
 & \sum_{k=1}^T \sum_{p=1}^N [c(p) \cdot FVP_k \cdot x_k(p)] \leq B(k); \\
 & \sum_{k=1}^T x_k(p) \leq 1; \\
 & x_k(p) \in \{0,1\}; \\
 & k \in \{1,2, \dots, T\}; \\
 & p \in \{1,2, \dots, N\}; \\
 & DRPC(p) = DRP(p) + DRC(p).
 \end{aligned} \right.
 \end{aligned}$$

Onde as variáveis binárias $x_k(p)$ representam as decisões de inclusão (1), ou não inclusão (0), do projeto p no estágio k , em cada opção de portfólio, $VPL_k(p)$, $\Delta V(p)$, $S(p)$, $PE(p)$, $DRPC(p)$, $\Delta FP(p)$, $FEC(p)$, $DEC(p)$, $NC(p)$ são os objetivos da otimização, os quais estão associados aos critérios de valor de cada projeto p , $B(k)$ é a disponibilidade orçamentária de cada estágio k do horizonte de planejamento T , a valor presente, e N é o número de projetos independentes disponíveis. Os projetos independentes são aqueles cujos custos e benefícios individuais não dependem da combinação de projetos selecionada. A primeira restrição deve atender à disponibilidade

orçamentária de cada estágio. A segunda restrição especifica que um projeto pode ser rejeitado, ou selecionado apenas uma vez, durante o horizonte de planejamento.

O valor global de um critério técnico é função dos valores locais, agregados nesse critério pelos projetos selecionados para o portfólio, normalizados pelo máximo valor possível para o critério (caso todos os N projetos fossem selecionados). Essa parametrização permite mensurar a contribuição relativa de cada projeto para o melhor valor global do critério. Os custos financeiros para execução dos projetos são considerados como incorridos em única parcela no estágio k de alocação, quantificados a valor presente. O modelo assume que os benefícios financeiros potenciais da execução do projeto são obtidos desde o estágio k e considerados ao longo dos estágios subsequentes, até o final do horizonte de planejamento T . O benefício corrente de cada projeto é dado pelo valor presente dos seus benefícios futuros. O valor presente líquido global é calculado pela agregação dos valores presentes líquidos locais dos projetos que compõem o portfólio, e depende dos estágios em que são alocados no horizonte de planejamento.

O modelo seleciona e aloca os projetos nos estágios de planejamento em função do impacto financeiro provocado pela antecipação, postergação, ou não alocação dos projetos, segundo o grau de disponibilidade orçamentária. Dependendo do cenário econômico e da estratégia definida pela empresa, a disponibilidade orçamentária de cada estágio pode apresentar um perfil constante ou variável, ao longo do horizonte de planejamento. As soluções eficientes são obtidas pela maximização simultânea do valor presente líquido e dos valores globais dos critérios técnicos, agregados pelos projetos selecionados para o portfólio. O modelo é flexível e permite a análise de vários cenários de planejamento, os quais podem considerar:

- Diferentes objetivos para a otimização, em função dos critérios de valor adotados;
- Número de projetos disponíveis;
- Número de estágios do horizonte de planejamento;
- Perfil de disponibilidade orçamentária constante ou variável, por estágio;
- Taxa de atratividade do capital constante ou variável, por estágio;
- Limites regulatórios para os indicadores da qualidade da energia;

O número e a composição dos objetivos considerados no modelo de otimização podem ser alterados, em função dos critérios adotados para o planejamento. Se, por exemplo, as informações dos benefícios

financeiros forem desconsideradas, o modelo assume a minimização dos custos dos projetos, em relação à maximização dos critérios técnicos. Análises do comportamento da priorização dos projetos com relação a certos grupos de critérios também podem ser executadas. Por exemplo, a minimização dos custos dos projetos em relação à maximização dos critérios de desempenho operacional. Caso seja necessário ao planejamento, outros critérios de valor também podem ser considerados.

O modelo permite ajustar a quantidade de projetos a serem priorizados e o número de estágios para o horizonte de planejamento. A taxa de atratividade do capital e a disponibilidade orçamentária são definidas para cada estágio e podem ser consideradas fixas ou variáveis, em função dos cenários econômicos a serem analisados. Os limites para os indicadores de continuidade do serviço (FEC e DEC) e de conformidade da tensão (DRP e DRC) também podem ser ajustados, de acordo com as metas regulatórias e os critérios adotados pela empresa.

O modelo proposto é determinístico, pois requer informações tácitas das condições do problema de planejamento e dos atributos técnicos e financeiros associados a cada projeto. Essa abordagem é útil para o tratamento de um volume significativo de alternativas. Já o tratamento das incertezas, relativas ao cenário econômico e aos impactos futuros dos projetos, constitui-se em um problema probabilístico multiestágio. Tal abordagem é mais apropriada quando o objetivo for a análise dos riscos das opções de investimentos e a otimização do fluxo financeiro da empresa, sujeitas às condições e incertezas do mercado financeiro (MERKHOFFER, 2002). Entretanto, o tratamento das incertezas não está no escopo deste trabalho.

6.6.1 Projetos condicionados ou solidários

Restrições adicionais no modelo da Equação 6.13 podem representar relações de precedência, ou seja, quando um projeto não pode ser selecionado sem que outro seja também selecionado. Supondo-se que um projeto a esteja condicionado à execução de um projeto b , deve-se incluir no modelo a restrição definida por:

$$\text{Sujeito a: } \begin{cases} [x_k(a) - x_k(b)] \leq 0; \\ k(a) \geq k(b). \end{cases} \quad 6.14$$

Essa restrição assegura que o projeto a somente seja alocado em estágios iguais ou posteriores ao estágio de alocação do projeto b . Dessa forma, $x_k(a)$ somente pode ser 1, se $x_k(b)$ também for 1, e esta condição somente pode ocorrer se o projeto a for alocado no mesmo

estágio do projeto b , ou em estágios de planejamento posteriores. Já a alocação do projeto b independe do projeto a .

6.6.2 Projetos mutuamente excludentes

Dentre o conjunto de alternativas disponíveis, pode haver projetos mutuamente excludentes, ou seja, aqueles que não podem ser executados simultaneamente. Os projetos mutuamente excludentes podem ser matematicamente manipulados adicionando-se restrições ao modelo da Equação 6.13. Supondo-se que $E \subset [1, \dots, N]$ denote um subconjunto de projetos que representam alternativas diferentes de buscarem-se resultados semelhantes, como por exemplo, escolher entre tecnologias concorrentes ou fornecedores alternativos. Para garantir que o modelo matemático selecione apenas um projeto no subconjunto de projetos mutuamente excludentes E , deve ser incluída a restrição:

$$\text{Sujeito a: } \left\{ \sum_{p \in E} x_k(p) \leq 1, \forall k = [1, 2, \dots, T] \right\}. \quad 6.15$$

6.6.3 Dimensão do problema

Apesar de a formulação matemática do problema de otimização ser relativamente simples, sua solução não é trivial. Considerando-se somente duas alternativas (executar ou não executar) para cada um dos N projetos possíveis, ao longo de T estágios no horizonte de planejamento, haverá $(1 + T)^N$ soluções potenciais, incluindo a possibilidade de não se executar nenhum projeto. O número de soluções possíveis cresce muito rapidamente com o número de variáveis de decisão envolvidas (explosão combinatória) e o espaço de busca do problema assume dimensões significativas. Mesmo com um pequeno número de projetos disponíveis, sua solução não deve basear-se em buscas exaustivas. Para tanto, a formulação do problema requer um método de otimização eficiente.

6.7 OTIMIZAÇÃO MULTI OBJETIVO

Um problema de otimização multiobjetivo é aquele que apresenta duas ou mais funções-objetivo simultâneas, geralmente concorrentes ou conflitantes entre si e sujeitas a restrições. O resultado pode não ser um ótimo global, mas um conjunto de soluções de compromisso, negociadas entre todos os objetivos e restrições do problema. Para que as soluções de compromisso sejam obtidas, adota-se a noção de otimalidade de

Pareto, baseada no conceito de dominância das soluções (Seção 4.1.1). Uma solução é um Ótimo de Pareto se não existir qualquer outra solução viável que possa melhorar algum critério sem piorar, simultaneamente, outro critério. Em alguns problemas decisórios, essa condição da otimização multiobjetivo é pertinente, pois o decisor pode não desejar uma solução única, mas um conjunto de soluções eficientes, dentre o qual possa eleger a mais adequada a uma dada situação particular, segundo critérios de preferências definidos *a posteriori*. Na metodologia proposta, a otimização multiobjetivo fornece um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos, os quais são submetidos posteriormente a uma análise multicritério para seleção da melhor alternativa, segundo as preferências e o conhecimento especialista do decisor.

A obtenção das soluções Pareto-Ótimas requer técnicas matemáticas e ferramentas computacionais específicas. Há uma grande variedade de técnicas para otimização de problemas multiobjetivos, com aplicações em diversas áreas de conhecimento. Conforme discutido no Capítulo 4, os algoritmos meta-heurísticos são uma opção eficiente para otimização de problemas combinatórios de grande porte, especialmente quando não é possível a obtenção de uma solução por meio das técnicas tradicionais. Dentre as diversas meta-heurísticas disponíveis destacam-se os algoritmos genéticos baseados na Otimalidade de Pareto, desenvolvidos para otimização de problemas multiobjetivos (Seção 4.9).

A formulação do problema de priorização de projetos (Equação 6.13) é bastante aderente à codificação das soluções para uso nos algoritmos genéticos. Como as variáveis de decisão são binárias, é possível modelar os portfólios multiestágios por meio de uma única estrutura cromossômica. Para sua solução, foi adotado o algoritmo genético NSGA-II (Seção 4.16), pois faz uso de um mecanismo elitista eficiente que não requer ajuste de parâmetros, adota um procedimento rápido para ordenar as soluções não dominadas e envolve um tratamento simplificado das restrições. O NSGA-II é capaz de encontrar uma melhor diversidade e distribuição das soluções Pareto-ótimas e de obter uma convergência mais próxima da fronteira verdadeira.

6.8 ALGORITMO DO MODELO DE VALOR

A Figura 18 apresenta o fluxograma do algoritmo usado no modelo de valor para otimização dos portfólios, baseado no NSGA-II (Seção 4.16). O processo inicia com a aquisição dos dados associados aos projetos propostos para os sistemas regionais da distribuidora, de onde são mapeados seus critérios de valor. Em seguida, o algoritmo gera

uma dada quantidade de sequências genéticas aleatórias (cromossomos) que comporão a população inicial de portfólios, para os quais são calculados os respectivos critérios globais de valor, segundo a Equação 6.13. A população inicial é classificada e ordenada, de acordo com o procedimento rápido de ordenação não dominada (*Fast Constrained Non-Dominated Sorting Procedure*) do NSGA-II (Seção 4.16.1). No modelo, a dominância das soluções é verificada pela comparação dos valores dos critérios dos portfólios, estabelecidos como objetivos da otimização, segundo as restrições do problema. O valor de aptidão de cada portfólio é relacionado ao ranque de não dominância. Quanto menor o ranque melhor a solução.

No laço principal, os operadores de seleção por torneio binário, cruzamento duplo e mutação uniforme são aplicados para criar a primeira população de portfólios descendentes. Uma população intermediária é formada pela união dos progenitores e descendentes. O elitismo é aplicado à população intermediária, onde os descendentes são comparados com os melhores indivíduos previamente encontrados, usando o procedimento rápido de ordenação não dominada. Os portfólios da população intermediária recebem um valor de aptidão relativo ao ranque da fronteira na qual se encontram. As distâncias da concentração (*Crowding Distances*) são calculadas entre as soluções vizinhas em cada fronteira não dominada.

A nova população é formada adicionando-se os indivíduos na ordem de seus ranques, desde a primeira fronteira, até que o tamanho da população exceda o número de indivíduos. Para que a nova população tenha o número exato de indivíduos, os integrantes da última fronteira não dominada incluída são ordenados pela distância da concentração. Dessa fronteira, completam a nova população os indivíduos com maior distância. Nesse processo, as soluções de regiões menos densas do espaço de busca também recebem importância na escolha dos indivíduos que comporão a nova população.

Em seguida, os operadores de seleção, cruzamento e mutação são aplicados à nova população. A seleção por torneio binário baseia-se no ranque de dominância e na distância da concentração de cada indivíduo. O processo evolutivo é repetido iterativamente até que um critério de parada seja satisfeito. As melhores soluções não dominadas obtidas compõem o Conjunto Pareto-Ótimo e representam os portfólios eficientes. Nos estudos de aplicação da metodologia (Capítulo 7), as probabilidades de cruzamento $p_c = 0,8$ e de mutação $p_m = 0,015$ com uma população de 420 indivíduos, demonstraram bom desempenho e

rápida convergência do algoritmo nos diversos testes executados. O número de gerações foi limitado a 400.

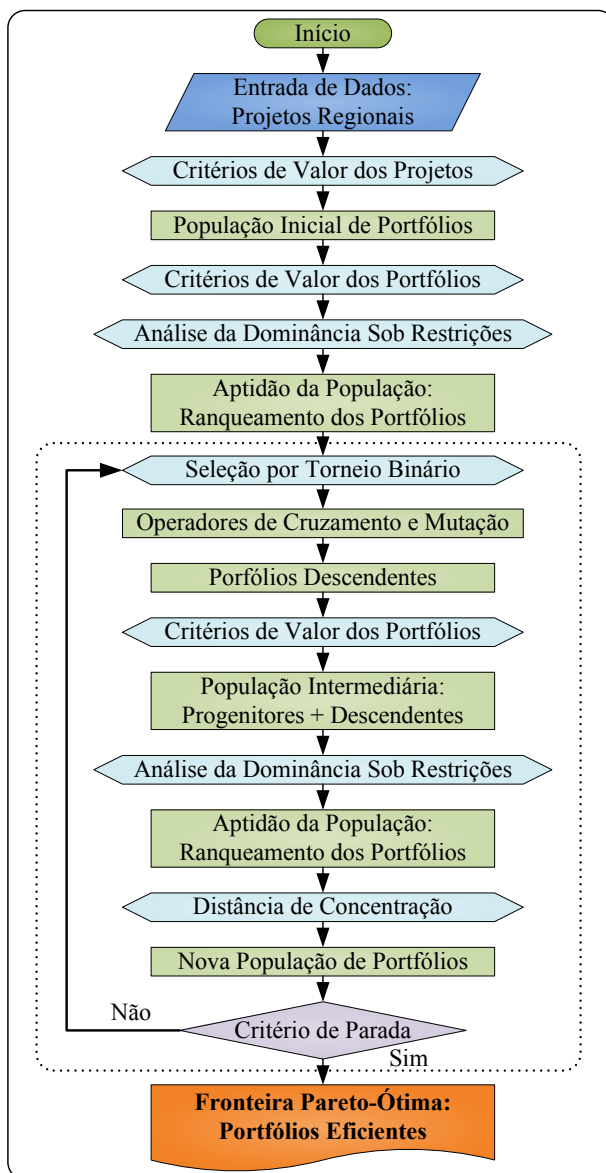


Figura 18 - Fluxograma para o Algoritmo Genético Multiobjetivo.

6.8.1 Cromossomos dos portfólios multiestágios

O modelo para priorização multiestágio envolve uma otimização multiobjetivo com variáveis de decisão binárias (Equação 6.13). Essas variáveis estão relacionadas aos projetos selecionados para o portfólio e aos estágios de planejamento em que são alocados. A codificação genética binária (Seção 4.3.1.1) é fortemente aderente à formulação do problema, pois permite incluir no cromossomo todas as informações necessárias à representação das possíveis soluções, facilitando sua manipulação e decodificação. No modelo proposto, cada portfólio é mapeado por um único cromossomo, codificado por uma sequência de blocos genéticos binários concatenados. A quantidade de blocos no cromossomo corresponde ao número N de projetos a serem analisados. Cada bloco genético é formado por um conjunto de *bits* que codificam as informações das variáveis de decisão, referentes ao estágio em que cada projeto é alocado, ou à decisão de não incluí-lo no portfólio. O número b de *bits*, necessários para a codificação binária da variável de decisão de cada bloco genético, depende do número de estágios T do horizonte de planejamento considerado, onde $(T + 1) \leq 2^b$. O bloco genético BG_p de um projeto p apresenta a estrutura:

$$BG_p = \{y_{p1}; \dots; y_{pb}\} \forall y_{pj} \in \{0,1\}; p \in \{1, \dots, N\}; j \in \{1, \dots, b\}; p, j \in \mathbb{Z}. \quad 6.16$$

Dessa forma, o comprimento total L do cromossomo de cada portfólio (em número de *bits*) é função do número N de projetos e do número b de *bits* necessários para codificar as variáveis de decisão do modelo de otimização:

$$L = b \cdot N. \quad 6.17$$

A quantidade total de cromossomos diferentes que podem ser codificados pela estrutura binária é 2^L . Cada cromossomo é um indivíduo da população e representa um portfólio, correspondendo a um ponto no espaço de busca do problema, embora nem todos sejam viáveis. A viabilidade do cromossomo é analisada no ciclo iterativo do algoritmo genético, em função dos parâmetros e restrições do problema. Os cromossomos inviáveis têm suas aptidões penalizadas pelo processo de ordenação das soluções não dominadas sob restrições (Seção 4.16.5).

A decodificação de binário para decimal de cada bloco genético fornece a informação de duas variáveis: $x(p)$ para a decisão de inclusão (ou não) do projeto p no portfólio, e $k(p)$ para o número do estágio de

alocação. Se o valor do bloco genético for zero, então $x(p) = 0$ e $k(p) = 0$, representando que o projeto não é inserido no portfólio. Se o valor decimal do bloco genético for diferente de zero, $x(p) = 1$, indicando que projeto é selecionado, cujo estágio de alocação é dado por $k(p) = \text{decimal}[BG_p]$. A Figura 19 ilustra um cromossomo binário, com quatro blocos genéticos de dois *bits* cada, que permite representar portfólios com até quatro projetos, em três estágios de planejamento.

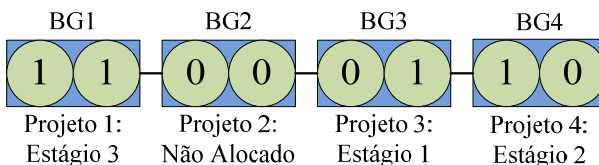


Figura 19 - Exemplo de cromossomo binário.

6.8.2 Desempenho do algoritmo

Como um algoritmo genético pode encontrar soluções ligeiramente diferentes em cada execução, eles devem ser executados diversas vezes, com os mesmos parâmetros e condições computacionais, para que a melhor fronteira seja selecionada e represente a solução final do problema de otimização. A literatura sugere que sejam consideradas em torno de dez execuções do algoritmo (KANNAN *et al.*, 2009; RAMESH, KANNAN e BASKAR, 2012; VELDHUIZEN e LAMOND, 2000). Para a determinação da melhor fronteira Pareto-Ótima, dentre aquelas obtidas nas diversas execuções do algoritmo, são utilizadas métricas de desempenho para avaliação cardinal e geométrica da qualidade das soluções (Seção 4.17). Essas métricas envolvem a capacidade de convergência do algoritmo, em relação aos pontos de uma fronteira de referência, a distância média entre as soluções e sua dispersão na fronteira Pareto-Ótima encontrada. Na metodologia proposta, para avaliação do desempenho do algoritmo NSGA-II e da qualidade das soluções obtidas, são usadas as seguintes informações:

- Tempo de processamento;
- Cardinalidade das soluções;
- Dispersão das soluções na fronteira de Pareto;
- Distância média entre as soluções;
- Convergência em relação à fronteira de Referência;

O tempo de processamento é relativo ao esforço computacional exigido pelo algoritmo para obtenção de cada conjunto de soluções, sob

os mesmos parâmetros e condições computacionais. Quanto menor o tempo de processamento, melhor o desempenho do algoritmo. A cardinalidade é verificada pelo número total de soluções Pareto-Ótimas, encontradas em cada execução do algoritmo. A métrica C (*Coverage Metric*), apresentada na Seção 4.17.1, também é usada para verificação da cardinalidade das soluções encontradas. Essa métrica fornece uma noção do número de pontos da fronteira Pareto-Ótima obtida que dominam os pontos da fronteira de referência (ou que por ela são dominados, se for o caso). Assim, quanto maior o número de soluções não dominadas encontradas, e quanto maior o percentual de pontos que dominam as soluções da fronteira de referência, melhor a qualidade da fronteira Pareto-Ótima obtida. A dispersão das soluções em cada fronteira é determinada pela métrica S (*Spread Metric*), apresentada na Seção 4.17.2. Quanto menor o valor para essa métrica, melhor a distribuição geométrica das soluções na fronteira Pareto-Ótima. A métrica Δ (*Distance Metric*), apresentada na Seção 4.17.3, fornece uma informação geométrica a partir da distância Euclidiana média entre os pontos da fronteira Pareto-Ótima, em relação às suas coordenadas. Portanto, quanto menor o valor para essa métrica, melhor o espaçamento das soluções e maior a qualidade da fronteira Pareto-Ótima.

6.8.2.1 Fronteira de Referência

A fronteira Pareto-Ótima é definida como um conjunto de soluções não dominadas por qualquer membro viável do espaço de busca do problema de otimização. Como a fronteira verdadeira não é conhecida, para avaliar o desempenho do algoritmo NSGA-II e validar as soluções Pareto-Ótimas encontradas, é necessário um conjunto de soluções que representem uma fronteira de referência. Se o algoritmo NSGA-II convergir para a maioria das soluções da fronteira de referência, ou se for capaz de encontrar soluções ainda melhores, então sua capacidade de convergência pode ser considerada satisfatória.

Um método clássico para obtenção da fronteira de referência é o uso de um algoritmo genético simples para otimização mono-objetivo de uma função aditiva ponderada (DEB, 2001; KANNAN *et al.*, 2009; RAMESH, KANNAN e BASKAR, 2012). A função mono-objetivo é composta pela soma ponderada dos valores normalizados de todas as funções-objetivo usadas no algoritmo NSGA-II. Os pesos dos objetivos são atribuídos de forma sistemática ou aleatória, onde sua soma deve ser unitária. O algoritmo genético mono-objetivo usa a mesma codificação cromossômica e os mesmos parâmetros e operadores do NSGA-II. A principal diferença está no processo de seleção, onde o NSGA-II usa o

princípio da dominância e o algoritmo genético mono-objetivo usa o torneio. Como esse método permite que apenas uma solução da fronteira de referência seja encontrada a cada execução do algoritmo, é necessário um processo iterativo para que diversas soluções sejam obtidas. Para obtenção dos pontos da fronteira de referência, o algoritmo mono-objetivo deve otimizar a combinação linear das funções-objetivos, da seguinte forma:

$$\text{maximizar: } \left\{ P = \sum_{i=1}^M (w_i \cdot f_i) \right\} \quad 6.18$$

Onde f_i é o valor normalizado da função-objetivo referente ao i -ésimo critério de otimização; w_i é o peso do i -ésimo critério; $\sum_{i=1}^M w_i = 1$; M é o número de critérios (objetivos) e P é a pontuação agregada da solução que representa o portfólio ótimo. As funções-objetivo são normalizadas em relação ao maior valor possível para cada critério, caso todos os projetos fossem selecionados para o portfólio.

A obtenção de vários pontos para a fronteira de referência exige o processamento iterativo do algoritmo genético mono-objetivo com função aditiva. Na aplicação da metodologia proposta (Capítulo 7), foram executadas entre 50 e 100 iterações do algoritmo, cada uma com um conjunto diferente de pesos, gerados aleatoriamente. Em função dos objetivos e restrições de cada problema de otimização, diferentes combinações de pesos podem levar à obtenção de uma mesma solução ótima viável. Portanto, para a composição da fronteira de referência, são selecionados apenas os pontos que representam soluções distintas, dentre aquelas obtidas em todas as iterações processadas.

6.9 ANÁLISE MULTICRITÉRIO DA DECISÃO

Conforme discutido no Capítulo 5, há duas abordagens básicas para os problemas decisórios: decisão multiobjetivo (*Multi-Objective Decision Making*) e decisão multicritério (*Multi-Criteria Decision Making*). Na tomada de decisão multiobjetivo assume-se que as alternativas não são dadas *a priori*. A abordagem proporciona um modelo para determinação e avaliação de um conjunto de alternativas de decisão, sendo especialmente adequada para o ponto de vista do planejamento. Ela envolve métodos de otimização para obter as soluções ótimas ou para atender às metas desejadas, considerando as diversas interações entre os objetivos e restrições do problema. Por outro lado, a decisão multicritério é aplicada do ponto de vista da avaliação.

Associada a um número de alternativas predeterminadas, descritas por seus múltiplos atributos, ela incorpora métodos para classificação e ordenamento das alternativas, segundo critérios e preferências do decisor. A solução de alguns problemas decisórios pode envolver o uso combinado dos métodos de otimização multiobjetivo e análise multicritério, já que a solução final deve ser o ponto ótimo que melhor se ajuste aos interesses e preferências do decisor.

O modelo de decisão proposto (Figura 16) adota essa abordagem combinada. Inicialmente, o algoritmo genético NSGA-II é usado para selecionar e alocar os projetos nos estágios do horizonte planejamento, segundo os objetivos, critérios e restrições do problema de otimização. O resultado é uma fronteira de soluções não dominadas, composta por um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos. Para que o portfólio mais adequado para a empresa seja selecionado, é necessário um processo de avaliação e classificação que incorpore informações sobre as preferências dos decisores. Os portfólios otimizados *a priori*, são submetidos a uma análise multicritério *a posteriori*, de forma que seja obtido um ranque de suas atratividades, a fim de propor aos decisores a melhor alternativa para a tomada de decisão. Um processo de análise multicritério, focado no valor do portfólio corporativo, permite reduzir a subjetividade das decisões, alinhando os critérios decisórios aos objetivos estratégicos da empresa. A contribuição dos decisores é fundamental para validar o modelo de decisão e para assegurar que a decisão final represente o portfólio estratégico para a empresa.

O processo de avaliação dos portfólios pode ser dividido em dois componentes principais: a determinação dos pesos dos critérios e a agregação das pontuações das alternativas. A avaliação é baseada na estrutura hierárquica da Figura 20, onde os critérios estão associados aos objetivos do problema decisório, cujos impactos financeiros, nas condições operacionais e na qualidade da energia determinam a atratividade de cada alternativa de portfólio. A meta é a obtenção do ranque da atratividade dos portfólios, tal que permita a indicação da melhor alternativa para a tomada de decisão.

A partir do conhecimento especialista do decisor, dois tipos de informações são elicitadas: a ordem de importância dos critérios (preferência ordinal) e os julgamentos do grau de preferência entre os pares de critérios. Dessas informações são estabelecidos dois conjuntos de pesos para a importância relativa dos critérios decisórios. Para tanto, são empregados os métodos ROC (*Rank Order Centroid*) e AHP (*Analytic Hierarchy Process*). O método ROC (Seção 5.10.5) permite obter, matematicamente, um conjunto de pesos baseados no centroide da

ordem de importância dos critérios decisórios. Já o método AHP (Seção 5.12.2) é usado para determinar os pesos a partir do maior autovalor de uma matriz dos julgamentos das preferências entre os pares de critérios, segundo a hierarquia ilustrada na Figura 20.

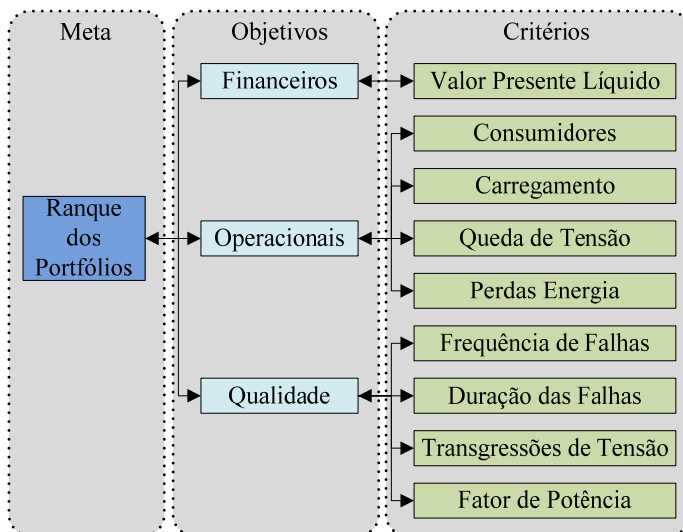


Figura 20 - Estrutura hierárquica para a análise multicritério.

Os pesos são incorporados a dois operadores de agregação multicritério, os quais permitem determinar os ranques das atividades dos portfólios. O método SMART (Seção 5.12.1) usa uma função aditiva ponderada para agregar os desempenhos locais nos critérios e obter uma medida global da atividade de cada alternativa. Já o método TOPSIS (Seção 5.12.7) avalia a atividade das alternativas considerando objetivos duais, tal que a melhor alternativa minimize a distância ao ponto ideal positivo e maximize a distância ao ponto ideal negativo. A alternativa com maior pontuação no ranque representa o portfólio corporativo estratégico, segundo os julgamentos e preferências dos decisores. A metodologia proposta permite análises da sensibilidade das alternativas à variação dos pesos dos critérios, para verificação do comportamento dos ranques e determinação da robustez da alternativa apontada como o melhor portfólio. As informações geradas subsidiam os decisores na formação de sua convicção para a tomada de decisão.

6.9.1 Método SMART

O SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*) é uma técnica multicritério que auxilia a estruturar o problema decisório de forma compreensível, transparente e sistemática (Seção 5.12.1). Ele permite incorporar as preferências dos decisores para pontuar e ranquear as alternativas por meio de uma função aditiva ponderada. Essas características o tornam uma ferramenta prática, robusta e útil para auxílio à tomada de decisão. As principais etapas para aplicação do SMART são (EDWARDS e BARRON, 1994):

- 1) Identificar o decisor ou grupo de decisores;
- 2) Definir o conjunto de alternativas possíveis e viáveis;
- 3) Estabelecer um conjunto de critérios de avaliação relevantes, estruturados na forma de uma árvore hierárquica de valores;
- 4) Mensurar o desempenho local das alternativas em relação a cada critério, usando escalas apropriadas;
- 5) Determinar o peso de cada critério, de forma a refletir seu grau de importância para o decisor;
- 6) Obter o desempenho global das alternativas usando uma função aditiva ponderada;
- 7) Estabelecer o ranque das alternativas;
- 8) Executar análises de sensibilidade, para verificar a robustez das alternativas em função da variação dos pesos dos critérios.

A aplicação do SMART não requer um processo linear, pois o decisor pode retornar e avançar nos estágios a medida que adquire conhecimento sobre o problema de decisão. Ao contrário do pensamento focado nas alternativas, as quais são identificadas na etapa 2, antes da definição dos atributos na etapa 3, Keeney (1992) sugere o pensamento focado no valor, invertendo essas duas etapas. Nessa abordagem, os valores (objetivos e critérios) importantes para o decisor são primeiramente determinados e, em função deles, são identificadas as alternativas que possam atingi-los. O modelo de decisão proposto faz uso dessa abordagem, contemplando todas as etapas do SMART. Os objetivos e critérios, previamente definidos, são usados no processo de otimização para selecionar os projetos e gerar as alternativas de portfólios. As pontuações acumuladas em cada critério decisório, são agregadas pelos pesos em uma função de valor aditiva, para determinar a atratividade global e o ranque dos portfólios. Análises gráficas da sensibilidade do ranque permitem verificar a robustez do portfólio indicado como a melhor alternativa.

A obtenção dos pesos dos critérios não é uma tarefa trivial e, se não forem adequadamente determinados, o modelo de decisão resultante pode não refletir as verdadeiras preferências do decisor. Conforme discutido na Seção 5.10, a elicitación de preferências pode envolver menos erros se os julgamentos requeridos forem mais simples. Uma variante simplificada do SMART, chamada de SMARTER (*Simple Multi-Attribute Rating Technique Exploiting Ranks*), requer que o decisor apenas ordene os critérios pela sua importância relativa (Seção 5.12.1.2). O SMARTER faz uso de pesos sintéticos aproximados, calculados pelo Método do Centróide (*Rank Order Centroid Weights – ROC*), a partir da informação contida na ordenação preferencial dos critérios (Seção 5.10.5). Resultados de simulações sugerem que os métodos SMARTER e SMART convergem para a mesma melhor alternativa na maioria dos casos (EDWARDS e BARRON, 1994). Mesmo que o SMARTER não capture a melhor alternativa, ele oferece boas soluções, pois as pontuações são semelhantes. Essas discrepâncias não são relevantes, já que o objetivo da análise é gerar informações para auxiliar na tomada de decisão.

6.9.1.1 Função de valor

A função de valor é uma ferramenta aceita pelos decisores para auxiliar na estruturação e na articulação de suas preferências (KEENEY e RAIFFA, 1993). Ela permite agregar, em um valor global, as informações do desempenho local de cada critério, usando pesos para a importância relativa dos critérios de cada alternativa. O SMART faz uso de uma função aditiva ponderada, pois é a forma mais simples e intuitiva de representar as preferências dos decisores, sendo a mais utilizada na análise multicritério (TZENG e HUANG, 2011).

Dados os conjuntos $A = \{A_i | i = 1, 2, \dots, m\}$, onde A_i é cada uma das m alternativas para tomada de decisão e $C = \{c_j | j = 1, 2, \dots, n\}$, onde c_j é cada um dos n critérios decisórios. Seja cada critério c_j modelado por uma função-objetivo $f_j(\vec{x})$ que atribui um valor para cada ponto \vec{x} . Assume-se que, para o j -ésimo critério, quanto maior for $f_j(\vec{x})$, melhor o ponto \vec{x} . Uma função de desempenho local $u_j(\cdot)$ é definida para cada critério j . Dadas duas alternativas $A_1, A_2 \in A$, se A_1 é preferida a A_2 , então $u_j(A_1) > u_j(A_2)$. Se A_1 é indiferente a A_2 , então $u_j(A_1) = u_j(A_2)$. Assumem-se os axiomas da independência e transitividade das preferências (Seção 5.7). Admitindo-se a linearidade, o valor normalizado local $u_i(\cdot)$ para o j -ésimo critério é dado por (PARREIRAS, MACIEL e VASCONCELOS, 2006):

$$u_j(\vec{x}) = (f_j(\vec{x}) - f_{jmin}(\vec{x})) / (f_{jmax}(\vec{x}) - f_{jmin}(\vec{x})). \quad 6.19$$

Onde f_{jmin} e f_{jmax} são, respectivamente, os valores mínimo e máximo assumidos por $f_j(\cdot)$, considerando os pontos eficientes. A função de desempenho global $U_i(\cdot)$, para a i -ésima alternativa, é definida como uma combinação linear das funções locais:

$$U_i(\vec{x}) = \sum_{j=1}^n w_j u_j(\vec{x}). \quad 6.20$$

Onde w_j é o peso do j -ésimo critério ($0 < w_j < 1$), W é o conjunto de pesos ($w_j \in W$), n é o número de critérios, e $\sum_{j=1}^n w_j = 1$. Portanto, dentre todas as alternativas do conjunto A , a melhor é aquela que maximiza a função de desempenho global $U_i(\cdot)$:

$$A^* = \{max U_i(\vec{x}) / \vec{x} \in A\}. \quad 6.21$$

Na metodologia proposta, o conjunto de alternativas A corresponde aos m portfólios eficientes da fronteira Pareto-Ótima, obtidos pelo algoritmo de otimização. Cada alternativa de portfólio A_i está associada ao conjunto C dos n critérios decisórios, onde c_j é o j -ésimo critério do nível mais inferior da estrutura hierárquica da Figura 20. A função local $u_j(\vec{x})$ representa a pontuação acumulada no j -ésimo critério pelos atributos dos projetos que compõem cada portfólio. A função de desempenho global $U_i(\cdot)$ fornece a pontuação total normalizada de cada alternativa de portfólio.

No modelo proposto, a aplicação do SMART é combinada a dois conjuntos de pesos para a importância dos n critérios decisórios. O conjunto W_{AHP} é composto pelos pesos obtidos pelo método AHP, baseados nos julgamentos do grau de importância relativa entre os pares de critérios da estrutura hierárquica da Figura 20. O conjunto W_{ROC} é composto pelos pesos calculados pelo método do centroide (ROC), baseados na importância ordinal dos critérios, definida pelo decisor. O uso desse conjunto de pesos constitui-se no SMARTER, variante simplificada do SMART. Portanto, são obtidos dois ranques de atratividade dos portfólios. As análises de sensibilidade dos ranques às variações dos pesos dos critérios permitem verificar a robustez do portfólio indicado como a melhor alternativa para a tomada de decisão.

6.9.2 Método TOPSIS

O TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution*) é uma técnica para auxílio à decisão multicritério usada para ranquear as alternativas com base na análise de compromisso entre os critérios (Seção 5.12.7). No sentido geométrico, a solução de compromisso pode ser entendida como aquela com a menor distância Euclidiana da Solução Ideal Positiva (*Positive Ideal Solution - PIS*) e a maior distância Euclidiana da Solução Ideal Negativa (*Negative Ideal Solution - NIS*). O método assume que quanto maior o valor do atributo, maior a preferência dos benefícios e menor a preferência dos custos. Assim, a PIS é uma solução superior que maximiza os critérios de benefícios e minimiza os de custos. A NIS é uma solução inferior que maximiza os critérios de custos e minimiza os de benefícios. Portanto, a PIS é composta por todos os melhores valores dos critérios e a NIS por todos os piores valores. O Coeficiente de Similaridade combina a proximidade da PIS com o distanciamento da NIS. A melhor alternativa é aquela que apresentar a máxima similaridade com a PIS.

Para a aplicação do método TOPSIS, consideram-se conhecidos os conjuntos de alternativas $A = \{A_i | i = 1, 2, \dots, m\}$ e de critérios de avaliação $C = \{c_j | j = 1, 2, \dots, n\}$, onde $X = \{x_{ij} | i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n\}$ representa o conjunto de valores (pontuações) do desempenho da alternativa A_i no critério c_j , e $W = \{w_j | j = 1, 2, \dots, n\}$ é o conjunto de pesos. Para os critérios de custos são usados os valores recíprocos. A matriz de decisão A do problema multicritério, composta pelos elementos x_{ij} e apresenta dimensão $(m \times n)$, com o seguinte formato:

$$\begin{matrix}
 & c_1 & c_2 & \cdots & c_n \\
 A_1 & \left[\begin{matrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{matrix} \right. \\
 A_2 & \\
 \vdots & \\
 A_m &
 \end{matrix} . \quad 6.22$$

Em seguida, uma matriz de decisão normalizada N deve ser obtida pela transformação dos valores das diversas dimensões em valores não dimensionais, para permitir a comparação dos critérios decisórios. O valor normalizado do elemento n_{ij} é calculado por:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} . \quad 6.23$$

Na sequência, a matriz de decisão ponderada \mathbf{V} deve ser obtida, cujos elementos v_{ij} são calculados por:

$$v_{ij}(\mathbf{x}) = w_j \cdot n_{ij}(\mathbf{x}). \quad 6.24$$

Onde w_j é o peso do j -ésimo critério e $\sum_{j=1}^n w_j = 1$. Esses pesos devem refletir a importância relativa de cada atributo e podem ser obtidos de forma *ad hoc*. A escala não se configura um problema se os dados forem normalizados.

Em seguida são determinadas as soluções ideais. A PIS solução ideal positiva (PIS) é aquela que apresenta o desempenho extremo (máximo) em cada critério, ou seja, o maior valor em cada coluna da matriz de decisão ponderada \mathbf{V} . A solução ideal negativa (NIS) é aquela que apresenta desempenho extremo reverso (mínimo) em cada critério, ou seja, o menor valor em cada coluna da matriz ponderada \mathbf{V} . Assim:

$$\begin{aligned} PIS &= \left\{ \left(\max_i v_{ij}(\mathbf{x}) | j \in J^+ \right), \left(\min_i v_{ij}(\mathbf{x}) | j \in J^- \right) \right\}; \\ PIS &= \{v_1^+(\mathbf{x}), v_2^+(\mathbf{x}), \dots, v_j^+(\mathbf{x}), \dots, v_n^+(\mathbf{x})\}. \end{aligned} \quad 6.25$$

$$\begin{aligned} NIS &= \left\{ \left(\min_i v_{ij}(\mathbf{x}) | j \in J^+ \right), \left(\max_i v_{ij}(\mathbf{x}) | j \in J^- \right) \right\}; \\ NIS &= \{v_1^-(\mathbf{x}), v_2^-(\mathbf{x}), \dots, v_j^-(\mathbf{x}), \dots, v_n^-(\mathbf{x})\}. \end{aligned} \quad 6.26$$

Onde $J^+ = \{j = 1, 2, \dots, n\}$ está associado aos critérios positivos (benefícios) e $J^- = \{j = 1, 2, \dots, n\}$ aos negativos (custos).

A medida da distância de separação de cada critério com relação ao ideal positivo S_i^+ e ao ideal negativo S_i^- , para cada alternativa, deve ser calculada usando a distância Euclidiana n -dimensional:

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_j^+(\mathbf{x}) - v_{ij}(\mathbf{x}))^2}, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad 6.27$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_j^-(\mathbf{x}) - v_{ij}(\mathbf{x}))^2}, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad 6.28$$

A proximidade relativa da alternativa A_i com relação à solução ideal positiva (PIS) é determinada pelo Coeficiente de Similaridade:

$$C_i^+ = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-}. \quad 6.29$$

Onde $0 \leq C_i^+ \leq 1$, $i = 1, 2, \dots, m$ e $C_i^+ = 1$, se $A_i = PIS$, e $C_i^+ = 0$, se $A_i = NIS$.

Quanto maior o valor do Coeficiente de Similaridade C_i^+ , melhor o desempenho da alternativa A_i . O ranque das alternativas preferenciais é obtido pela ordem decrescente do valor do Coeficiente de Similaridade. Portanto, a melhor alternativa é aquela que apresentar o maior valor para o Coeficiente de Similaridade, ou seja, a maior proximidade da solução ideal positiva.

O modelo de decisão faz uso do TOPSIS e contempla todo o seu procedimento matemático. O conjunto de alternativas A corresponde aos m portfólios eficientes da fronteira Pareto-Ótima, obtidos pelo algoritmo de otimização. Cada alternativa de portfólio A_i está associada ao conjunto de n critérios decisórios C , onde c_j é o j -ésimo critério do último nível da estrutura hierárquica da Figura 20. O conjunto X é formado pelas pontuações acumuladas nos critérios pelos atributos dos projetos selecionados em cada alternativa de portfólio, onde x_{ij} é o valor da pontuação do j -ésimo critério para o i -ésimo portfólio Pareto-Ótimo. Portanto, a matriz de decisão A tem dimensão de m portfólios Pareto-Ótimos, por n critérios decisórios.

Na metodologia proposta, a aplicação do TOPSIS também é combinada a dois conjuntos de pesos para a importância dos n critérios decisórios. O conjunto W_{ROC} é composto pelos pesos calculados pelo método do centroide (ROC), baseados na importância ordinal dos critérios, definida pelo decisor. O conjunto W_{AHP} é composto pelos pesos obtidos pelo método AHP, baseados nos julgamentos do grau de importância relativa entre os pares de critérios da estrutura hierárquica da Figura 20. Portanto, o TOPSIS fornece dois ranques para as atividades dos portfólios. Análises da sensibilidade dos ranques às variações dos pesos permitem verificar a robustez do portfólio indicado como a melhor alternativa para a tomada de decisão.

6.10 ELICITAÇÃO DOS PESOS DOS CRITÉRIOS

Os métodos de análise multicritério geralmente usam pesos para os critérios, cuja função é expressar a importância de um critério em relação aos outros. Os pesos procuram modelar, matematicamente, os julgamentos humanos, dando uma noção de compensação entre os

critérios, ou seja, o quanto o decisor aceita perder no desempenho de um aspecto para ganhar em outro. Muitas vezes os decisores não têm um conhecimento claro dos pesos adequados para os critérios, e esse conhecimento precisa ser construído, de forma que reflita apropriadamente as suas preferências. A forma de obtenção dos pesos é um componente importante na análise multicritério.

A Seção 5.9 apresenta os métodos para eliciação dos pesos exatos dos critérios, a partir das preferências dos decisores. Na Seção 5.10 são descritos vários métodos para cálculo dos pesos sintéticos aproximados. Dentre os diversos métodos disponíveis para obtenção dos pesos dos critérios, a metodologia proposta adota duas abordagens distintas. No método ROC, os pesos são obtidos matematicamente, a partir da ordem de importância dos critérios (preferência ordinal). No método AHP, o conjunto de pesos é obtido a partir de uma matriz de julgamentos subjetivos do grau de preferência entre os pares de critérios (preferência cardinal). Essas abordagens fornecem dois conjuntos de pesos, os quais são incorporados aos métodos SMART e TOPSIS, resultando em quatro ranques para as atividades dos portfólios. Esse conjunto de ranques permite melhor avaliar o comportamento das alternativas e formar uma convicção para a tomada de decisão.

6.10.1 Pesos ROC

A atribuição de pesos exatos pode ser complexa e, dependendo do método aplicado, pode impor uma precisão que não exista na mente do decisor. Conforme discutido na Seção 5.10, não há concordância em qual método produz os melhores resultados, já que os “pesos ideais” não são conhecidos. Para evitar as dificuldades na eliciação detalhada (e talvez não tão precisa) dos pesos, pode-se fazer uso da informação sobre a qual o decisor tenha mais segurança, como por exemplo, a importância ordinal dos critérios. A ordenação da importância dos critérios é mais fácil para o decisor e também mais precisa.

Os pesos baseados no centroide (*Rank-Order Centroid Weights – ROC*), propostos por Barron (1992), são derivados de uma análise sistemática da informação implícita no ranque da preferência ordinal dos critérios. A Seção 5.10.5 apresenta o embasamento matemático dos pesos ROC, os quais são calculados pela equação:

$$wr_i = \frac{1}{n} \sum_{j=i}^n \left(\frac{1}{j} \right), \quad i = 1, \dots, n. \quad 6.30$$

Onde wr_i é o peso ROC do i -ésimo critério mais importante, considerando que $wr_1 \geq wr_2 \geq \dots \geq wr_n \geq 0$ e $\sum_{i=1}^n wr_i = 1$.

A partir do resultado de simulações, Edwards e Barron (1994) observaram que tanto os pesos definidos como “verdadeiros”, quanto os pesos ROC, conduzem à mesma melhor alternativa em 75 a 87% dos casos analisados. Quando os pesos ROC não selecionam a mesma alternativa, a indicada não representa uma solução ruim, pois as pontuações são semelhantes. Embora envolva um processo matemático menos transparente aos decisores, o método ROC apresenta uma excelente relação entre facilidade de obtenção e eficácia na seleção da melhor alternativa, onde a única informação requerida é a ordem de importância dos critérios (BARRON e BARRET, 1996; GOODWIN e WRIGHT, 2004). Por essa razão, o método ROC é adotado para a determinação de um dos conjuntos de pesos usados na análise dos portfólios. Na metodologia proposta, os pesos ROC são incorporados aos métodos SMART e TOPSIS para obter os ranques das atratividades dos portfólios Pareto-Ótimos.

6.10.2 Pesos AHP

O AHP (*Analytic Hierarchy Process*) foi proposto para tratar sistemas complexos relacionados à análise da decisão (SAATY, 1980). No AHP, uma estrutura hierárquica multinível auxilia o decisor a decompor e organizar os aspectos críticos do problema decisório. O primeiro nível da hierarquia indica a meta para o problema de decisão. No segundo nível, a meta é decomposta em objetivos. Os níveis subsequentes representam os critérios decisórios. A principal diferença desta estrutura e a árvore de valores do SMART é a presença das alternativas no último nível da hierarquia, associadas aos critérios decisórios do nível imediatamente superior (Seção 5.12.2).

A estrutura hierárquica do AHP é usada para construir matrizes de julgamentos (matrizes de reciprocidade) por meio de comparações entre os pares de critérios ou alternativas. As comparações incorporam os julgamentos objetivos e subjetivos do decisor, medidos em uma escala fundamental (1 a 9) que reflete a percepção da força relativa das preferências, conforme o significado linguístico apresentado na Tabela 4. Os elementos da matriz representam o quanto o critério de uma linha é mais importante que o de uma coluna. A diagonal da matriz contém valores unitários, pois cada atributo tem importância igual consigo mesmo. Os elementos abaixo da diagonal são valores recíprocos, representados por frações. As matrizes de julgamentos permitem obter os pesos dos critérios e o ranque das alternativas.

Para obtenção dos pesos dos critérios pelo método AHP, seja uma matriz A de dimensão $n \times n$, para n critérios de decisão, onde cada elemento a_{ij} representa o julgamento do grau de importância do critério a_i em relação ao critério a_j , sendo $a_{ji} = 1/a_{ij}$ seu recíproco positivo. O uso de frações na matriz de reciprocidade auxilia na consistência dos julgamentos. Os elementos a_{ii} da diagonal da matriz são valores unitários, pois cada elemento tem importância igual consigo mesmo. A matriz de reciprocidade A tem a forma:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}. \quad 6.31$$

A importância relativa dos pesos dos critérios w_i/w_j geralmente é desconhecida. Portanto, a questão é encontrar a_{ij} tal que $a_{ij} \cong w_i/w_j$. Seja a matriz W de pesos relativos, onde $w_{ij} = w_i/w_j$:

$$W = \begin{bmatrix} \frac{w_1}{w_1} & \frac{w_1}{w_2} & \cdots & \frac{w_1}{w_n} \\ \frac{w_2}{w_1} & \frac{w_2}{w_2} & \cdots & \frac{w_2}{w_n} \\ \frac{w_3}{w_1} & \frac{w_3}{w_2} & \cdots & \frac{w_3}{w_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{w_n}{w_1} & \frac{w_n}{w_2} & \cdots & \frac{w_n}{w_n} \end{bmatrix}. \quad 6.32$$

Multiplicando-se W pelo vetor de pesos w , com dimensão $n \times 1$, obtém-se:

$$W \times w = \begin{bmatrix} \frac{w_1}{w_1} & \frac{w_1}{w_2} & \cdots & \frac{w_1}{w_n} \\ \frac{w_2}{w_1} & \frac{w_2}{w_2} & \cdots & \frac{w_2}{w_n} \\ \frac{w_3}{w_1} & \frac{w_3}{w_2} & \cdots & \frac{w_3}{w_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{w_n}{w_1} & \frac{w_n}{w_2} & \cdots & \frac{w_n}{w_n} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix} = n \cdot \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}. \quad 6.33$$

Ou seja,

$$W \times w = n \cdot w. \quad 6.34$$

Portanto,

$$(W - nI)w = 0. \quad 6.35$$

Como a solução dessa equação é um problema de determinação do seu autovalor, os pesos são obtidos calculando-se o autovetor \mathbf{w} , cujo respectivo maior autovalor λ_{max} satisfaça $\mathbf{A}\mathbf{w} = \lambda_{max}\mathbf{w}$, ou seja:

$$(\mathbf{A} - \lambda_{max}\mathbf{I})\mathbf{w} = 0. \quad 6.36$$

Onde $\lambda_{max} \in \mathfrak{R}$ é o maior autovalor da matriz \mathbf{A} e $\lambda_{max} > n$. Os pesos obtidos a partir do autovetor \mathbf{w} devem ser normalizados para que a soma seja unitária.

O número de autovalores não nulos para a matriz é igual à sua norma. Uma matriz perfeitamente consistente tem norma unitária, pois as linhas são múltiplos entre si. A soma dos autovalores é igual à soma dos elementos da diagonal da matriz. Como a diagonal da matriz é unitária, a soma é igual ao número de critérios. Uma matriz $n \times n$ de julgamentos perfeitamente consistentes tem um autovalor igual a n . No caso mais frequente, há inconsistências nos julgamentos e a matriz \mathbf{A} deve ser considerada como uma perturbação do caso perfeitamente consistente. Esta conclusão fornece a base para a determinação da consistência das matrizes de julgamentos. Tipicamente, matrizes inconsistentes apresentam mais de um autovalor, onde o valor de λ_{max} é ligeiramente superior ao número de critérios ($\lambda_{max} \approx n$). Assim, λ_{max} é usado para calcular o Índice de Consistência da matriz de julgamentos, usando-se a equação:

$$CI = \frac{(\lambda_{max} - n)}{(n - 1)}. \quad 6.37$$

A Relação de Consistência é usada para medir o quanto os julgamentos são consistentes, com relação a um índice aleatório de consistência, pela equação:

$$CR = \frac{CI}{RI(n)}. \quad 6.38$$

Onde $RI(n)$ refere-se ao índice aleatório de consistência para n critérios, cujos valores são derivados de uma grande amostra de matrizes de julgamentos aleatórios, usando a escala do AHP. Os valores para $RI(n)$ para algumas dimensões de matrizes são apresentados na Tabela 5. Para um resultado confiável, o CR deve ser menor que 0,1 e o nível máximo tolerado é 0,2 (SAATY, 1980). Caso contrário, os julgamentos não são confiáveis e a avaliação deve ser refeita.

Tabela 5 - Índices aleatórios de consistência

<i>n</i>	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
<i>RI(n)</i>	0,52	0,89	1,11	1,25	1,35	1,40	1,45	1,49	1,51	1,54	1,56

n: número de critérios.

Fonte: TZENG e HUANG, 2011.

Reduzindo decisões complexas a uma série de julgamentos e sintetizando os seus resultados, o AHP proporciona um raciocínio claro para determinação dos pesos dos critérios e para a seleção da melhor alternativa. Na metodologia proposta, o método AHP é usado para determinação do segundo conjunto de pesos para os critérios decisórios. A estrutura hierárquica da Figura 20 é usada para obter a matriz de julgamentos do grau de importância entre os pares de critérios do último nível, elicitados a partir do conhecimento especialista e das preferências dos decisores. Se a matriz de julgamentos for suficientemente consistente, os pesos são calculados a partir do maior autovalor dessa matriz. Os pesos obtidos pelo método AHP são incorporados aos métodos SMART e TOPSIS para obter os ranques dos portfólios Pareto-Ótimos. Análises gráficas da sensibilidade dos ranques às variações dos pesos permitem verificar a robustez do portfólio indicado como a melhor alternativa para a tomada de decisão.

6.11 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou a metodologia desenvolvida para a priorização dos projetos de melhoria e expansão do sistema de distribuição, cujo objetivo é a otimização do portfólio corporativo da empresa. Baseado nos princípios de gestão do portfólio de projetos, o modelo de decisão é focado na otimização do valor do portfólio e prioriza os projetos regionais de forma sistêmica, considerando um horizonte de planejamento multiestágio e a disponibilidade orçamentária da empresa. Os critérios de valor envolvem os aspectos financeiros dos projetos, o número de consumidores e os indicadores do desempenho operacional e da qualidade da energia elétrica.

A otimização dos portfólios é um problema combinatório multiobjetivo. Para resolver o modelo analítico, foi adotado o algoritmo genético NSGA-II, capaz de obter um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos. Os portfólios otimizados *a priori* são ranqueados pelos métodos multicritério SMART e TOPSIS, usando dois conjuntos de pesos para os critérios. Um conjunto é obtido pelo método do Centroide (ROC), em função da preferência ordinal dos critérios. O outro conjunto de pesos é derivado dos julgamentos das preferências entre os pares de critérios,

pelo método AHP. A escolha final do portfólio estratégico é feita *a posteriori*, após análises de sensibilidade das alternativas.

O problema de priorização dos projetos de distribuição é sujeito a restrições orçamentárias, envolve custos elevados, interesses públicos e metas regulatórias. A melhoria da alocação dos recursos disponíveis é uma vantagem estratégica para atender aos critérios técnicos, obter a satisfação dos consumidores e garantir a sustentabilidade do negócio. A metodologia proposta contribui com o processo de planejamento, auxiliando na prospecção de investimentos estratégicos para melhoria e expansão do sistema de distribuição. O modelo de decisão prioriza os projetos que justifiquem seus custos, frente aos benefícios técnicos e financeiros, reduzindo a subjetividade do processo decisório. O foco no valor alinha os critérios decisórios locais aos objetivos globais do portfólio corporativo. A abordagem adotada constitui uma ferramenta potencial para subsidiar os decisores com informações importantes para auxiliar na seleção estratégica dos projetos. O próximo capítulo apresenta diversos estudos de casos com o propósito de validar a metodologia proposta.

7 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a aplicação da metodologia para vários estudos de casos, cujos problemas envolvem diferentes objetivos, critérios de otimização, horizontes de planejamento e níveis orçamentários. O algoritmo genético NSGA-II é usado para compor e otimizar os portfólios, segundo os critérios, objetivos e restrições de cada problema de otimização. Para validar os resultados, as fronteiras de Pareto obtidas são comparadas com uma fronteira de Referência, obtida pela execução iterativa de um algoritmo genético mono-objetivo. Os métodos de análise multicritério SMART e TOPSIS são associados a dois conjuntos de pesos, para obter os ranques das pontuações dos portfólios. Os pesos são obtidos a partir da ordem de importância dos critérios e dos julgamentos do grau de preferência entre os pares de critérios. Análises gráficas da sensibilidade a variações nos pesos dos critérios são usadas para verificar a robustez das soluções. As informações geradas permitem auxiliar o decisor na escolha da melhor alternativa e na formação de sua convicção para a tomada de decisão.

7.1 ESTUDOS DE CASOS

A metodologia apresentada no Capítulo 6 é aplicada ao problema de uma distribuidora de energia elétrica que dispõe de 14 projetos para melhoria e expansão dos seus sistemas regionais. A empresa deseja priorizar os projetos e obter alternativas de portfólios para definir o plano de desenvolvimento da infraestrutura de distribuição. O horizonte de planejamento envolve três estágios, com discretização anual, cada qual com uma disponibilidade orçamentária de R\$600.000,00 (a valor presente), para custeio dos projetos. A distribuidora deseja selecionar e alocar cronologicamente os projetos nos estágios de planejamento, em função dos custos de execução e receitas anuais previstas (relativas ao suprimento de energia e às reduções potenciais dos custos das perdas e das transgressões regulatórias), considerando também o número de consumidores beneficiados e os critérios técnicos dos alimentadores, como o nível de carregamento, perdas energéticas, queda de tensão, desvio do fator de potência e os indicadores de continuidade (frequência e duração das interrupções) e de conformidade (transgressões de tensão).

A Tabela 6 apresenta as descrições, justificativas e os custos dos projetos previstos para os alimentadores regionais da distribuidora. Os dados das condições operacionais dos alimentadores relacionados aos projetos são relacionados na Tabela 7. Nessa tabela são apresentados o

número de consumidores, os valores médios para tensão nominal e mínima (kV), potência aparente nominal (kVA), nível de carregamento em relação à capacidade nominal (%), corrente (A), potência ativa (kW), nível de perdas (kW e %) e energia anual suprida (kWh/ano). A Tabela 8 apresenta os indicadores da qualidade da energia elétrica nos alimentadores relacionados aos projetos. Os indicadores considerados são: fator de potência; frequência equivalente de interrupções (falhas/ano); duração equivalente das interrupções (h/ano); nível de queda de tensão relativa à nominal (%); condição média da tensão; e duração equivalente das transgressões dos níveis da tensão para precária e crítica (%). Os dados financeiros médios anuais dos alimentadores são apresentados na Tabela 9, relativos às receitas derivadas do suprimento de energia e aos custos potencialmente evitáveis das perdas de energia e das penalidades regulatórias por transgressões dos limites dos indicadores de frequência e duração das falhas e dos níveis de tensão.

Os dados adotados são realísticos e baseados em condições operacionais de alimentadores reais que, por questões de confidencialidade, são identificados por códigos fictícios. A Tabela 10 apresenta algumas premissas consideradas no problema de priorização dos projetos. A distribuidora considera que os projetos 2 e 7 são mutuamente excludentes, devido às suas características e resultados esperados. Por questões operacionais, a seleção do projeto 12 é condicionada e sua alocação deve ser em estágio concomitante ou posterior ao do projeto 10. A taxa adotada para a atratividade do capital é 10% ao ano, ou seja, por estágio do horizonte de planejamento.

O objetivo das análises é a obtenção de alternativas de portfólios, onde os projetos sejam selecionados em função dos critérios estabelecidos em cada estudo de caso, de acordo com a disponibilidade orçamentária para os estágios do horizonte de planejamento e segundo as restrições de condicionamento e excludência entre os projetos. Embora seja considerado um conjunto de apenas 14 projetos, os estudos de caso demonstram a complexidade do planejamento da distribuição, onde o modelo de decisão proposto permite analisar diversos aspectos do problema e gerar informações para auxiliar no processo decisório.

Para validação da metodologia e verificação do desempenho do algoritmo NSGA-II, foram processadas dez iterações para cada estudo de caso, com os mesmos parâmetros e condições computacionais, porém partindo de diferentes sementes genéticas aleatórias. A melhor solução foi selecionada em função da cardinalidade e das métricas de dispersão e distância média dos pontos das fronteiras Pareto-Ótimas, encontradas em cada iteração.

Tabela 6 - Dados dos projetos para os alimentadores regionais

Nº	Aliment.	Descrição do Projeto	Justificativa para Execução do Projeto	Custo (R\$)
1	LAI-02	Construção de alimentador (RC)	Atender o conjunto IPA, aumentar a confiabilidade do circuito e melhorar os indicadores DEC e FEC	675.224,75
2	OBT-03	Substituição dos cabos (RC)	Atender o conjunto DEP e NEB e aumentar a confiabilidade do circuito	106.036,89
3	OSB-01	Construção de trecho de alimentador	Atender o conjunto ULB e aumentar a confiabilidade do circuito	51.033,06
4	DNB-05	Interligação entre alimentadores	Possibilitar transferência de carga e aumentar a confiabilidade do circuito	24.179,50
5	RPG-09	Interligação entre alimentadores	Possibilitar transferência de carga e aumentar a confiabilidade do circuito	10.027,17
6	LAI-04	Construção de alimentador (RC) e substituição de cabos	Atender o conjunto DNI e aumentar a confiabilidade do circuito	262.990,10
7	OTB-05	Substituição de cabos	Reduzir o carregamento percentual e aumentar a confiabilidade do circuito	101.898,51
8	OTB-01	Substituição de cabos (RC)	Atender os requisitos regulatórios e aumentar a confiabilidade do circuito	210.616,43
9	LSI-04	Interligação entre alimentadores	Permitir remanejamento de carga entre alimentadores para evitar corte de carga no conjunto e aumentar a confiabilidade do circuito	75.354,96
10	SJT-06	Interligação entre alimentadores	Permitir remanejamento de carga entre os alimentadores STJ-06 e STJ-01 e aumentar a confiabilidade do circuito	24.679,90
11	OCR-03	Substituição de cabos (RI)	Possibilitar melhor atendimento aos clientes regionais, aumentar a confiabilidade e melhorar os níveis de carregamento e de tensão	134.516,14
12	SJT-04	Substituição de cabos	Reduzir os problemas causados por uma Cooperativa de Energia	13.498,24
13	OCI-06	Interligação entre alimentadores (RC)	Permitir remanejamento de carga entre alimentadores para evitar corte de carga no conjunto e aumentar a confiabilidade	376.963,93
14	RND-01	Substituição de cabos (RI), interligação entre alimentadores e realocação do regulador de tensão	Reduzir o carregamento percentual, possibilitar a transferência de carga, melhorar o nível de tensão e aumentar a confiabilidade	688.222,00

RC: Rede compacta com condutor protegido; RI: Rede com condutor isolado.

Tabela 7 - Condições operacionais dos alimentadores

Proj.	Aliment.	Núm. Cons.	Vnom (kV)	Vmin (kV)	Snom (kVA)	Carreg. (%)*	Corrente (A)*	Pot. Ativa (kW)*	Perdas (kW)*	Perdas (%)*	Energia Suprida (kWh/ano)*
1	LAI-02	2.350	23,00	21,14	10.017,65	67,52	169,79	5.960,50	832,33	13,96	30.331.859,61
2	OBT-03	4.170	23,00	21,94	26.767,17	40,71	273,54	15.739,09	813,02	5,17	53.229.314,50
3	OSB-01	1.789	23,00	22,84	6.874,57	71,25	122,95	4.619,71	25,17	0,54	28.676.813,51
4	DNB-05	2.350	23,00	21,00	34.650,86	82,35	716,29	22.557,71	2.488,91	11,03	144.773.511,17
5	RPG-09	1.350	23,00	21,87	27.439,75	72,22	497,45	18.247,44	949,49	5,20	109.434.976,98
6	LAI-04	3.742	23,00	22,47	16.424,95	75,00	309,23	10.577,67	335,34	3,17	67.292.065,45
7	OTB-05	1.896	23,00	21,83	25.983,42	67,38	439,48	16.733,32	1.219,69	7,29	91.569.015,63
8	OTB-01	6.524	23,00	22,36	12.861,61	42,03	135,70	7.742,69	214,33	2,77	27.718.109,43
9	LSI-04	19.381	13,80	12,46	64.306,82	74,90	2015,11	44.114,48	670,01	1,52	285.049.557,98
10	SJT-06	13.354	23,00	19,92	34.020,98	68,14	581,92	20.480,63	4.782,76	23,35	93.701.582,57
11	OCR-03	15.131	13,80	13,17	15.846,92	99,42	659,14	10.870,98	375,38	3,45	91.408.229,50
12	SJT-04	7.032	23,00	21,62	16.629,29	68,91	287,65	10.360,05	878,49	8,48	57.235.580,29
13	OCI-06	38.762	13,80	13,11	14.839,19	76,84	477,04	10.075,81	350,91	3,48	65.460.072,73
14	RND-01	11.117	13,80	12,02	13.475,33	97,53	549,84	8.961,10	2.299,19	25,66	56.916.831,18

(*) Valores médios

Tabela 8 - Indicadores da qualidade da energia nos alimentadores

Prj.	Aliment.	FP*	Continuidade		Qualidade da Tensão			
			FEC (f/ano)	DEC (h/ano)	ΔV (%)	Condição	DRP (%)	DRC (%)
1	LAI-02	0,85	12,00	9,13	8,10	Precária	7,44	0,00
2	OBT-03	0,84	9,50	6,95	4,60	Normal	0,00	0,00
3	OSB-01	0,96	0,70	0,55	0,70	Normal	0,00	0,00
4	DNB-05	0,93	1,50	1,16	8,70	Precária	12,00	0,00
5	RPG-09	0,95	1,80	1,41	4,90	Normal	0,00	0,00
6	LAI-04	0,92	10,90	8,16	2,30	Normal	0,00	0,00
7	OTB-05	0,92	0,30	0,22	5,10	Precária	0,00	0,00
8	OTB-01	0,86	14,00	10,02	2,80	Normal	0,00	0,00
9	LSI-04	0,98	0,50	0,39	9,70	Precária	17,86	0,00
10	SJT-06	0,86	1,90	1,44	13,40	Crítica	14,58	19,05
11	OCR-03	0,98	10,30	7,49	4,60	Normal	0,00	0,00
12	SJT-04	0,89	6,00	4,37	6,00	Precária	0,00	0,00
13	OCI-06	0,97	9,50	7,46	5,00	Precária	0,00	0,00
14	RND-01	0,95	13,00	15,32	12,90	Crítica	10,95	13,54

(*) Valores médios

Tabela 9 - Dados financeiros dos alimentadores

Prj.	Aliment.	Receitas*	Custos Potencialmente Evitáveis*			
		Energia Suprida (R\$/ano)	Perdas de Energia (R\$/ano)	Penalidades Monetárias Transgressões Regulatórias		
				FEC (R\$/ano)	DEC (R\$/ano)	Tensão (R\$/ano)
1	LAI-02	9.099.557,88	2.187.369,24	1.598,63	1.243,04	1.126,99
2	OBT-03	15.968.794,35	2.136.609,41	1.808,50	1.311,21	0,00
3	OSB-01	8.603.044,05	66.148,99	0,00	0,00	0,00
4	DNB-05	43.432.053,35	6.540.863,03	0,00	0,00	2.285,21
5	RPG-09	32.830.493,09	2.495.259,07	0,00	0,00	0,00
6	LAI-04	20.187.619,63	881.281,68	2.139,58	1.621,83	0,00
7	OTB-05	27.470.704,69	3.205.358,13	0,00	0,00	0,00
8	OTB-01	8.315.432,83	563.262,13	5.724,99	4.026,84	0,00
9	LSI-04	85.514.867,40	1.760.789,86	0,00	0,00	31.098,20
10	SJT-06	28.110.474,77	12.569.095,20	0,00	0,00	61.289,14
11	OCR-03	27.422.468,85	986.499,07	7.756,10	5.557,35	0,00
12	SJT-04	17.170.674,09	2.308.672,12	622,24	421,57	0,00
13	OCI-06	19.638.021,82	922.200,76	16.810,79	14.152,87	0,00
14	RND-01	17.075.049,35	6.042.276,22	8.659,01	12.672,46	45.940,21

(*) Valores médios

Para verificação da capacidade de convergência do NSGA-II, os pontos obtidos para a fronteira Pareto-Ótima são comparados com os pontos de uma fronteira de Referência. Os pontos da fronteira de Referência são obtidos a partir de execuções iterativas de um algoritmo genético mono-objetivo convencional, onde os objetivos são agregados em uma função aditiva ponderada, cujas combinações de pesos são geradas de forma aleatória, para cada iteração.

A aplicação da metodologia proposta, envolvendo todos os objetivos do modelo de otimização em uma situação hipotética ideal, caso não houvesse limite orçamentário e onde a restrição de exclusão entre os projetos 2 e 7 fosse desconsiderada, todos os 14 projetos disponíveis seriam selecionados para o portfólio. Nessa situação hipotética, todos os projetos seriam alocados no primeiro estágio, independentemente dos seus custos, de forma que o valor presente líquido (VPL) atingisse o maior valor possível, pois todas as receitas possíveis seriam antecipadas. A Tabela 11 apresenta os valores financeiros totais para o custo, receita e VPL, e as pontuações técnicas normalizadas do portfólio resultante, caso essa situação fosse viável. Se a restrição de exclusão fosse considerada, haveria dois portfólios ideais com 13 projetos, um contendo o projeto 2, e outro contendo o projeto 7, também apresentados na Tabela 11.

Tabela 10 - Premissas do problema

Horizonte de Planejamento	3 estágios anuais
Disponibilidade Orçamentária (por estágio)	R\$600.000,00
Taxa de atratividade do capital	10% ao ano
Custo da energia	R\$0,30/kWh
Fator de carga (médio)*	0,7
Limite máximo FEC*	5,1 falhas/ano
Limite máximo DEC*	3,76 h/ano
Limite máximo DRP*	3% ao ano
Limite máximo DRC*	0,5% ao ano
Projetos mutuamente excludentes	2 e 7
Projetos condicionados	12 ao 10

(*) *nos alimentadores*

Tabela 11 – Portfólios para uma situação hipotética ideal sem restrições

Portf. Ideal	Número Projetos	Custo (R\$)*	Receita (R\$)*	VPL (R\$)*	Cons.				
11	14	2.504.765,07	1.003.998.193,08	1.001.493.428,01	128.948				
12	13 (c/ proj. 2)	2.412.130,06	927.711.386,66	925.299.256,59	127.052				
13	13 (c/ proj. 7)	2.408.367,90	958.964.954,35	956.556.586,45	124.778				
Pontuação normalizada									
Portf. Ideal	Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
11	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	8,000
12	0,985	0,933	0,997	0,942	0,997	1,000	0,928	0,930	7,712
13	0,968	0,959	0,897	0,948	0,906	1,000	0,954	0,860	7,491

(*) *valor presente.*

7.1.1 Caso A: Otimização dos custos e do número de projetos

Esse primeiro estudo de caso simula um processo simplificado de priorização e alocação orçamentária. O objetivo da otimização é a busca

de soluções de compromisso entre o número de projetos selecionados e o custo total do portfólio, em função da disponibilidade orçamentária e das restrições de excludência e condicionamento entre os projetos. O horizonte de planejamento é de médio prazo, com três estágios anuais, cada qual com uma disponibilidade orçamentária de R\$ 600.000,00. Nesse estudo de caso, o algoritmo genético NSGA-II opera apenas com dois objetivos simultâneos: maximização do critério número de projetos e minimização do custo total do portfólio, a valor presente. A Tabela 12 apresenta a composição dos 13 portfólios encontrados. Os valores globais dos critérios financeiros e o número total de consumidores em cada portfólio são apresentados na Tabela 13. A Tabela 14 apresenta as pontuações normalizadas dos critérios técnicos de cada portfólio.

Tabela 12 – Caso A: composição dos portfólios

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
A1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
A2	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
A3	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2
A4	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	3
A5	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	4
A6	0	0	3	3	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	5
A7	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	0	3	0	0	6
A8	0	0	3	3	3	0	3	0	3	3	0	3	0	0	7
A9	0	0	3	3	3	0	3	0	3	3	3	3	0	0	8
A10	0	0	3	3	3	0	3	3	3	3	3	3	0	0	9
A11	0	0	3	3	3	3	3	3	2	2	3	2	0	0	10
A12	0	0	2	2	3	3	2	2	2	2	3	3	3	0	11
A13	2	0	3	3	3	3	3	3	1	2	3	2	1	0	12

(*) 0 – projeto não priorizado.

Devido à minimização dos custos dos portfólios, observa-se uma tendência de postergação dos projetos, geralmente alocados no terceiro ou segundo estágios. Apenas no portfólio A13 há projetos alocados no primeiro estágio. O portfólio A1 não tem projetos alocados, pois seu custo é nulo. Observa-se que o projeto 5 foi selecionado em todos os portfólios (exceto A1), pois requer o menor custo de execução. Os projetos 4, 10 e 12 são selecionados na maioria dos portfólios, também em razão dos custos. Dentre os projetos excludentes, apenas o projeto 7 foi selecionado, pois seu custo é menor que o do projeto 2. Os projetos condicionados 10 e 12 foram ambos selecionados, e alocados no mesmo estágio, exceto no portfólio A12. O projeto 14, de maior custo, não foi selecionado em nenhum portfólio. O projeto 1 foi alocado apenas no portfólio A13 e o projeto 13 em dois portfólios (A12 e A13). O portfólio A13, com o maior número de projetos selecionados (12), oferece as

maiores pontuações em todos os critérios e representa a melhor alocação orçamentária para esse caso.

Tabela 13 – Caso A: valores financeiros e número de consumidores

Ptf.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)	Total Cons.
A1	0,00	0,00	0,00	0
A2	7.533,56	26.540.756,39	26.533.222,83	1.350
A3	25.699,98	64.087.858,91	64.062.158,93	3.700
A4	36.217,36	71.785.874,24	71.749.656,87	21.736
A5	54.383,78	109.332.976,75	109.278.592,97	24.086
A6	92.725,67	115.846.271,36	115.753.545,69	25.875
A7	149.340,97	181.441.136,76	181.291.795,80	45.256
A8	225.898,83	204.488.510,31	204.262.611,48	47.152
A9	326.962,79	225.842.607,07	225.515.644,28	62.283
A10	485.202,04	232.520.632,07	232.035.430,03	68.807
A11	691.320,30	370.276.819,63	369.585.499,33	72.549
A12	1.002.655,28	450.812.160,67	449.809.505,39	111.311
A13	1.598.279,45	518.668.170,70	517.069.891,25	113.661

Tabela 14 - Caso A: critérios técnicos normalizados

Ptf.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
	Cons.	Carreg.	FEC	DEC	ΔV	DRPC	Perdas	FP	Total
A1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
A2	0,0105	0,0719	0,0196	0,0190	0,0552	0,0000	0,0552	0,0439	0,2752
A3	0,0287	0,1539	0,0359	0,0347	0,1532	0,1258	0,1748	0,1053	0,8122
A4	0,1686	0,2084	0,1055	0,0975	0,2736	0,3524	0,3674	0,2632	1,8366
A5	0,1868	0,2904	0,1219	0,1131	0,3716	0,4782	0,4871	0,3246	2,3736
A6	0,2007	0,3614	0,1295	0,1206	0,3795	0,4782	0,4927	0,3596	2,5221
A7	0,3510	0,4359	0,1349	0,1258	0,4887	0,6654	0,5082	0,3772	3,0871
A8	0,3657	0,5030	0,1382	0,1288	0,5462	0,6654	0,5801	0,4474	3,3747
A9	0,4830	0,6020	0,2503	0,2299	0,5980	0,6654	0,6154	0,4649	3,9089
A10	0,5336	0,6439	0,4026	0,3652	0,6295	0,6654	0,6426	0,5877	4,4705
A11	0,5626	0,7186	0,5212	0,4754	0,6554	0,6654	0,6737	0,6579	4,9302
A12	0,8632	0,7951	0,6246	0,5761	0,7117	0,6654	0,7090	0,6842	5,6293
A13	0,8814	0,8623	0,7552	0,6993	0,8029	0,7433	0,8514	0,8158	6,4117

A Figura 21 apresenta a localização das soluções não dominadas na fronteira de Pareto, obtidas com o algoritmo NSGA-II, e das soluções da fronteira de Referência, gerada iterativamente pelo algoritmo genético (AG) mono-objetivo com função aditiva. Essas fronteiras envolvem as dimensões dos critérios custo do portfólio (a valor presente) e número de projetos selecionados. Observa-se que o NSGA-II obtém boa diversidade de soluções em uma única execução do algoritmo, e converge para todas as melhores soluções da fronteira de Referência. O AG mono-objetivo obteve algumas soluções com o

mesmo número de projetos, porém com custos ligeiramente superiores, o que demonstra serem pontos dominados pelas soluções do NSGA-II. Por meio da análise dos resultados, o decisor pode verificar a composição dos portfólios em relação ao impacto dos seus custos no orçamento disponibilizado. Porém, o VPL e os atributos técnicos dos portfólios não foram otimizados nesse estudo de caso.

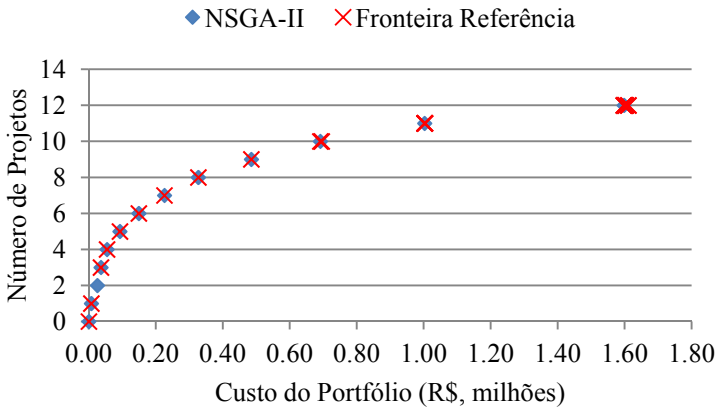


Figura 21 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso A.

7.1.2 Caso B: Otimização dos custos e do número de consumidores

Nesse estudo de caso, o objetivo da otimização é a busca de soluções de compromisso entre o número de consumidores atendidos nas instalações dos projetos selecionados e o custo total do portfólio. O algoritmo NSGA-II opera com dois objetivos simultâneos: a minimização do custo do portfólio (a valor presente) e a maximização do número total de consumidores. Os demais parâmetros do problema permanecem os mesmos do Caso A.

O algoritmo obteve 78 portfólios eficientes com, no máximo, 12 projetos selecionados, cujas informações são apresentadas no APÊNDICE B. O grande número de portfólios deve-se à diversidade de combinações possíveis para o número de consumidores, o que permite a composição de diversas soluções não dominadas. A Tabela 15 apresenta os dez últimos portfólios, cujos valores globais dos critérios financeiros e o número total de consumidores são apresentados na Tabela 16. A Tabela 17 apresenta as pontuações normalizadas dos critérios técnicos.

Tabela 15 – Caso B: composição dos portfólios

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
B69	0	0	1	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	10
B70	0	1	0	0	2	0	0	3	3	1	3	2	3	2	9
B71	0	1	0	2	0	0	0	3	3	1	3	2	3	2	9
B72	0	1	0	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	10
B73	0	1	1	2	0	0	0	3	3	1	3	2	3	2	10
B74	0	1	1	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	11
B75	0	1	0	2	0	1	0	3	3	1	3	2	3	2	10
B76	0	1	0	2	1	1	0	3	3	1	3	2	3	2	11
B77	0	1	1	2	0	1	0	3	3	1	3	2	3	2	11
B78	0	3	3	3	3	1	0	1	3	2	3	3	3	2	12

(*) 0 – projeto não priorizado.

Tabela 16 - Caso B: valores financeiros e número de consumidores

Ptf.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)	Total Cons.
B69	1.276.999,80	465.970.672,21	464.693.672,41	116.790
B70	1.306.191,53	378.481.675,25	377.175.483,72	116.821
B71	1.317.887,67	401.595.002,11	400.277.114,44	117.821
B72	1.327.003,28	489.444.905,77	488.117.902,49	119.171
B73	1.364.281,36	423.154.007,28	421.789.725,92	119.610
B74	1.373.396,97	511.003.910,94	509.630.513,97	120.960
B75	1.556.969,58	453.999.603,93	452.442.634,35	121.563
B76	1.566.085,19	541.849.507,58	540.283.422,40	122.913
B77	1.603.363,27	475.558.609,10	473.955.245,83	123.352
B78	1.614.474,74	376.613.406,36	374.998.931,62	124.702

Tabela 17 - Caso B: critérios técnicos normalizados

Ptf.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
	Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
B69	0,9057	0,7504	0,6442	0,7736	0,6698	0,9220	0,7082	0,5877	5,9617
B70	0,9060	0,6380	0,7236	0,7196	0,7405	0,7963	0,6293	0,6316	5,7848
B71	0,9137	0,6481	0,7203	0,7624	0,7371	0,9220	0,6938	0,6491	6,0466
B72	0,9242	0,7200	0,7399	0,8176	0,7562	0,9220	0,7489	0,6930	6,3218
B73	0,9276	0,7191	0,7280	0,7703	0,7446	0,9220	0,6994	0,6842	6,1951
B74	0,9381	0,7910	0,7476	0,8255	0,7636	0,9220	0,7545	0,7281	6,4703
B75	0,9427	0,7228	0,8390	0,7883	0,8473	0,9220	0,7249	0,7193	6,5063
B76	0,9532	0,7947	0,8585	0,8435	0,8663	0,9220	0,7801	0,7632	6,7815
B77	0,9566	0,7937	0,8466	0,7962	0,8547	0,9220	0,7305	0,7544	6,6548
B78	0,9671	0,8657	0,8662	0,8514	0,8738	0,9220	0,7857	0,7982	6,9300

Como um dos objetivos da otimização é a minimização dos custos dos portfólios, a valor presente, nesse estudo de caso também observa-se a tendência de postergação dos projetos para os últimos estágios do horizonte de planejamento. O portfólio B76 é composto por 11 projetos, apresenta a maior receita e VPL, mas não corresponde ao portfólio de maior custo. O portfólio B78 envolve o maior custo, pois seleciona o maior número de projetos (12) e apresenta as maiores

pontuações nos critérios técnicos, mas o VPL é 30,6% menor. Como o projeto 1 contempla um número menor de consumidores, não foi selecionado em nenhum portfólio. Dentre os projetos excludentes, ao contrário do caso A, o projeto 2 foi preferido por atender a um número maior de consumidores que o projeto 7. Com relação aos projetos condicionados, há portfólios somente com o projeto 10. Nos portfólios em que o projeto 12 também foi selecionado, sua alocação ocorre no mesmo estágio do projeto 10, ou em estágios posteriores, conforme determina a restrição de condicionamento. Por apresentarem boa relação entre o custo e o número de consumidores, os projetos 4, 5 e 10 aparecem na maioria dos portfólios eficientes.

A Figura 22 apresenta as soluções não dominadas na fronteira de Pareto, obtidas com o algoritmo NSGA-II, e as soluções da fronteira de Referência. As fronteiras estão relacionadas aos critérios de custo do portfólio (a valor presente) e número total de consumidores. Observa-se que o NSGA-II obtém uma grande diversidade de soluções, com boa distribuição na fronteira Pareto-Ótima, convergindo para as melhores soluções da fronteira de Referência. Alguns pontos da fronteira de Referência são dominados pelas soluções do NSGA-II. A análise dos portfólios permite verificar a quantidade de consumidores beneficiados pelos projetos, em relação ao impacto dos seus custos no orçamento. No entanto, o VPL e os atributos técnicos não foram otimizados.

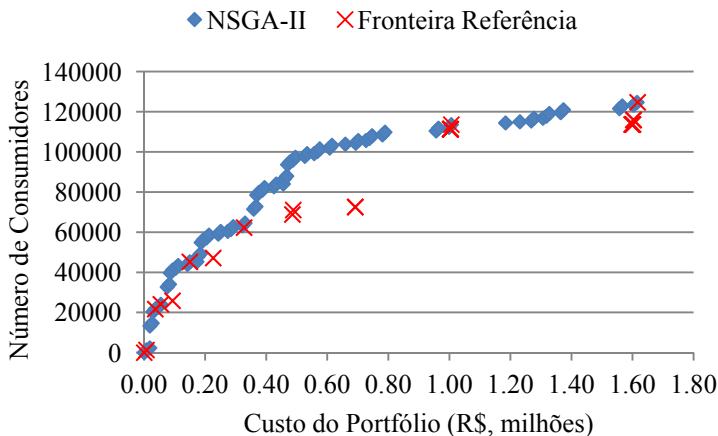


Figura 22 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso B.

7.1.3 Caso C: Otimização dos custos e dos critérios operacionais

Esse caso visa a analisar o comportamento da priorização dos projetos em função dos custos dos projetos e das condições operacionais dos alimentadores, de acordo com a disponibilidade orçamentária para os três estágios de planejamento. A distribuidora considera que devam ser priorizados os projetos que atendam os alimentadores com o maior número de consumidores e que apresentem o maior nível percentual de carregamento, queda de tensão e perdas elétricas, de forma que o custo total do portfólio seja o menor possível. O algoritmo NSGA-II opera com cinco objetivos simultâneos, dos quais um envolve a minimização do custo do portfólio (a valor presente) e os restantes estão associados à maximização dos critérios número de consumidores, carregamento percentual, queda de tensão e perdas elétricas. Os demais parâmetros do problema permanecem os mesmos do Caso A.

As tabelas do APÊNDICE B apresentam as informações referentes aos 232 portfólios Pareto-Ótimos obtidos. O grande número de soluções deve-se à diversidade de combinações possíveis para as pontuações dos critérios operacionais. A Tabela 18 apresenta a composição de dez portfólios destacados para análise. Os valores globais dos critérios financeiros e o número total de consumidores são apresentados na Tabela 19. A Tabela 20 apresenta as pontuações dos critérios técnicos, em valores normalizados.

Tabela 18 – Caso C: composição dos portfólios (extrato do Apêndice A)

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
C213	0	0	0	2	3	1	1	3	1	3	3	3	3	2	11
C218	3	0	2	3	3	1	2	1	3	2	2	3	2	0	12
C219	3	2	2	3	3	1	0	1	3	2	2	3	2	0	12
C221	0	0	2	3	3	1	2	1	3	2	2	2	2	3	12
C222	0	2	2	3	3	1	0	1	3	2	2	2	2	3	12
C228	3	0	0	3	3	0	0	0	3	2	1	3	1	2	9
C229	3	1	1	3	3	0	0	0	3	2	0	3	1	2	10
C230	2	0	1	2	3	1	1	0	3	2	1	3	0	3	11
C231	3	0	1	3	3	0	0	0	3	2	1	3	1	2	10
C232	3	0	0	3	3	0	1	0	3	2	1	3	1	2	10

(*) 0 – projeto não priorizado.

Em função da minimização dos custos dos portfólios, observa-se novamente a tendência de alocação dos projetos nos estágios finais do horizonte de planejamento. Os portfólios contêm, no máximo, 12 projetos. O portfólio C213, com 11 projetos, obtém os maiores valores para receita e VPL. A maior pontuação nos critérios operacionais, usados como objetivos da otimização, pertence ao portfólio C221, com

3,51 pontos, mas com VPL 20,96% menor que o melhor valor encontrado. O portfólio C222 apresenta a maior pontuação técnica total, porém com VPL 24,41% menor. Já o portfólio C232 envolve o maior custo, com apenas dez projetos e VPL 21,72% menor, mas com as maiores pontuações nos critérios queda e transgressões de tensão.

Tabela 19 - Caso C: valores financeiros e número de consumidores

Ptf.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)	Total Cons.
C213	1.567.722,15	576.511.291,58	574.943.569,43	120.639
C218	1.599.811,58	430.998.832,82	429.399.021,24	113.661
C219	1.603.231,73	411.170.285,34	409.567.053,61	115.935
C221	1.610.590,75	456.026.507,33	454.415.916,58	122.428
C222	1.614.010,90	436.197.959,85	434.583.948,95	124.702
C228	1.653.920,06	375.533.787,00	373.879.866,95	110.827
C229	1.674.423,52	371.443.970,60	369.769.547,08	101.655
C230	1.690.176,32	506.057.786,02	504.367.609,70	79.492
C231	1.700.313,75	397.092.792,17	395.392.478,43	112.616
C232	1.746.555,07	451.820.593,43	450.074.038,36	112.723

Tabela 20 – Caso C: critérios técnicos normalizados

Ptf.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
	Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
C213	0,9356	0,8213	0,7584	0,8491	0,7755	0,9220	0,8058	0,6930	6,5606
C218	0,8814	0,8623	0,7552	0,8029	0,6993	0,7433	0,8514	0,8158	6,4117
C219	0,8991	0,8358	0,8553	0,7973	0,7902	0,7433	0,8257	0,8860	6,6326
C221	0,9494	0,8922	0,7661	0,8570	0,7829	0,9220	0,8114	0,7281	6,7091
C222	0,9671	0,8657	0,8662	0,8514	0,8738	0,9220	0,7857	0,7982	6,9300
C228	0,8595	0,7049	0,6148	0,8255	0,6503	1,0000	0,8177	0,5614	6,0340
C229	0,7883	0,7174	0,6137	0,8333	0,6505	1,0000	0,8344	0,7193	6,1569
C230	0,6165	0,8411	0,6409	0,8604	0,6702	1,0000	0,8911	0,7105	6,2307
C231	0,8733	0,7758	0,6224	0,8333	0,6578	1,0000	0,8233	0,5965	6,1825
C232	0,8742	0,7720	0,6181	0,8829	0,6533	1,0000	0,8897	0,6316	6,3217

O projeto 10 foi selecionado em todos os portfólios e os projetos 5 e 12 na maioria deles. Apesar dos custos mais elevados, os projetos 1, 13 e 14 apresentam impactos significativos nas pontuações dos critérios operacionais e foram selecionados conjuntamente em alguns portfólios, porém alocados em estágios diferentes. Os projetos 1 e 14 foram priorizados nos portfólios com as maiores pontuações nas perdas elétricas. Os projetos 13 e 14 foram priorizados nos portfólios com as maiores pontuações nos critérios de continuidade (FEC e DEC), embora esses critérios não tenham sido otimizados.

Como, nesse caso, a otimização envolve cinco objetivos simultâneos, a visualização das fronteiras eficientes torna-se complexa. Para permitir uma visualização, a Figura 23 apresenta a localização bidimensional das soluções nas fronteiras de Pareto e Referência,

traçadas entre os critérios custo do portfólio, a valor presente, e o número total de consumidores. As soluções de referência foram obtidas pelo AG mono-objetivo iterativo com função aditiva ponderada, usando os mesmos objetivos e critérios adotados no NSGA-II. O algoritmo NSGA-II obtém maior diversidade e melhor distribuição das soluções, além de convergir para as melhores soluções da fronteira de referência. Nesse estudo, pode-se verificar o comportamento da composição dos portfólios em função dos critérios operacionais considerados e os impactos dos custos no orçamento disponibilizado para o horizonte de planejamento. No entanto, o VPL e os critérios técnicos relacionados à qualidade da energia elétrica nos alimentadores não foram otimizados.

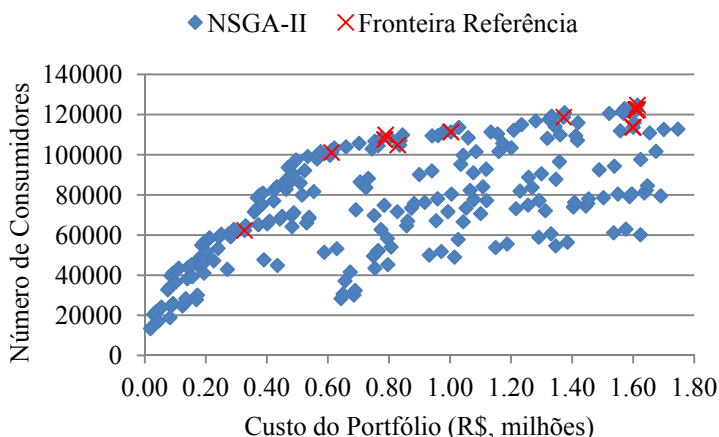


Figura 23 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso C.

7.1.4 Caso D: Otimização do valor do portfólio

Esse estudo de caso visa analisar e validar o comportamento do modelo de valor proposto para a priorização dos projetos. O objetivo da otimização é a busca de soluções de compromisso entre todos os critérios técnicos e financeiros adotados no modelo de valor. Os critérios de otimização envolvem a maximização de nove objetivos simultâneos: VPL, número de consumidores, nível de carregamento percentual, indicadores de continuidade (FEC e DEC) e de transgressões de tensão (DRPC), queda de tensão, perdas e fator de potência dos alimentadores. No cálculo do VPL são incluídos os custos dos projetos, as receitas do suprimento de energia e as reduções potenciais dos custos das perdas e

das penalidades por transgressões dos limites para os indicadores de continuidade e conformidade.

A otimização do modelo de valor obtém um conjunto de 11 portfólios, cuja composição é apresentada na Tabela 21. Os valores globais dos critérios financeiros e o número total de consumidores em cada portfólio são apresentados na Tabela 22. A Tabela 23 apresenta as pontuações normalizadas dos critérios técnicos dos portfólios. Diferentemente da tendência de postergação na alocação dos projetos, observada nos casos anteriores, a maximização do VPL sugere a antecipação, com a maioria dos projetos sendo alocada no primeiro estágio do horizonte de planejamento. Os projetos 4, 5, 9, 10 e 12 foram selecionados para todos os portfólios e alocados no primeiro estágio. O projeto 3 também foi selecionado em todos os portfólios, mas o estágio de sua alocação é diferente em cada opção.

Tabela 21 – Caso D: composição dos portfólios

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
D1	0	0	2	1	1	1	1	2	1	1	1	1	2	3	12
D2	3	0	2	1	1	1	1	2	1	1	1	1	2	0	12
D3	3	0	3	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	2	11
D4	0	1	2	1	1	1	0	2	1	1	1	1	2	3	12
D5	3	1	2	1	1	1	0	2	1	1	1	1	2	0	12
D6	3	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	2	11
D7	3	1	3	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	2	11
D8	3	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	2	11
D9	3	0	3	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	2	10
D10	2	0	3	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	3	10
D11	3	1	3	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	2	10

(*) 0 – projeto não priorizado.

Tabela 22 – Caso D: valores financeiros e número de consumidores

Ptf.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)	Total Cons.
D1	1.633.164,26	855.985.561,90	854.352.397,64	122.428
D2	1.623.399,23	847.057.384,40	845.433.985,17	113.661
D3	1.702.739,95	829.944.440,69	828.241.700,74	79.492
D4	1.636.926,42	824.731.994,20	823.095.067,78	124.702
D5	1.627.161,40	815.803.816,71	814.176.655,31	115.935
D6	1.663.179,32	814.689.812,17	813.026.632,85	82.274
D7	1.706.502,12	798.690.873,00	796.984.370,88	81.766
D8	1.666.941,49	783.436.244,48	781.769.302,99	84.548
D9	1.713.717,52	752.460.264,37	750.746.546,85	112.616
D10	1.683.088,62	748.244.015,25	746.560.926,62	99.381
D11	1.687.827,29	726.811.442,80	725.123.615,51	101.655

Com 12 projetos selecionados, o portfólio D1 apresenta os maiores valores para a receita e VPL, e a melhor pontuação no critério

carregamento. O portfólio de menor custo é o D2, com 12 projetos selecionados. O de maior custo é o D9, pois dentre os dez projetos selecionados inclui os três que envolvem os maiores custos (1, 13 e 14), mas apresenta um VPL 12,13% menor que o melhor valor encontrado. O portfólio D4 atende ao maior número de consumidores e prioriza os projetos nos alimentadores com maiores pontuações nos critérios de continuidade (FEC e DEC), além de oferecer a maior pontuação técnica total. Mesmo com um VPL 3,66% menor e um custo ligeiramente maior (2,3%) que o do portfólio D1, o investimento nos projetos selecionados para o portfólio D4 podem ser justificados em função das características operacionais e da qualidade da energia dos alimentadores.

Há sete portfólios em que foram priorizados todos os projetos em alimentadores que apresentam problemas de transgressão de tensão. O portfólio D3 apresenta a maior pontuação nesse critério e nas perdas elétricas. O portfólio D6 obtém as maiores pontuações nos critérios de queda e transgressões de tensão. Já o portfólio D5 contempla os projetos nos alimentadores com maior desvio do fator de potência. Embora não apresente nenhum valor extremo para as pontuações técnicas, o portfólio D2 apresenta bom compromisso entre o custo e os critérios otimizados.

Tabela 23 – Caso D: critérios técnicos normalizados

Ptf.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
	Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
D1	0,9494	0,8922	0,7661	0,8570	0,7829	0,9220	0,8114	0,7281	6,7091
D2	0,8814	0,8623	0,7552	0,8029	0,6993	0,7433	0,8514	0,8158	6,4117
D3	0,6165	0,8411	0,6409	0,8604	0,6702	1,0000	0,8911	0,7105	6,2307
D4	0,9671	0,8657	0,8662	0,8514	0,8738	0,9220	0,7857	0,7982	6,9300
D5	0,8991	0,8358	0,8553	0,7973	0,7902	0,7433	0,8257	0,8860	6,6326
D6	0,6380	0,8083	0,6746	0,8660	0,6953	1,0000	0,8872	0,7632	6,3326
D7	0,6341	0,8145	0,7410	0,8547	0,7610	1,0000	0,8655	0,7807	6,4516
D8	0,6557	0,7817	0,7748	0,8604	0,7861	1,0000	0,8615	0,8333	6,5535
D9	0,8733	0,7758	0,6224	0,8333	0,6578	1,0000	0,8233	0,5965	6,1825
D10	0,7707	0,7439	0,5136	0,8390	0,5596	1,0000	0,8601	0,6491	5,9360
D11	0,7883	0,7174	0,6137	0,8333	0,6505	1,0000	0,8344	0,7193	6,1569

Nesse caso, as fronteiras eficientes são multidimensionais, pois envolvem nove critérios diferentes. Para permitir uma visualização, a Figura 24 apresenta a localização bidimensional das soluções nas fronteiras de Pareto e referência, traçadas entre os critérios VPL e número total de consumidores de cada portfólio. As soluções de referência foram obtidas pelo AG mono-objetivo iterativo com função aditiva ponderada, usando os mesmos objetivos e critérios adotados para o NSGA-II. Observa-se que as soluções do NSGA-II convergem para os três melhores pontos da fronteira de referência. Os pontos restantes da

fronteira de referência são dominados pelas soluções do NSGA-II. O algoritmo NSGA-II obtém maior diversidade e melhor dispersão das soluções em cada execução, com tempo de processamento muito menor e sem a necessidade de estabelecer nenhum fator de ponderação *a priori*.

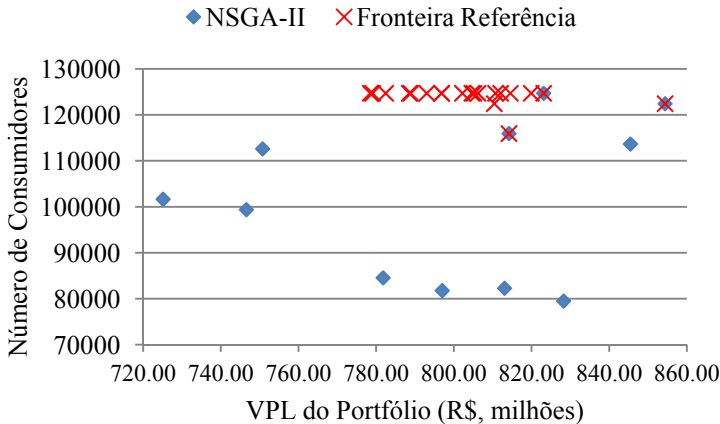


Figura 24 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso D.

Pode-se observar que a otimização do modelo de valor proposto altera a composição dos portfólios e a alocação cronológica dos projetos. Os projetos priorizados compõem portfólios corporativos focados na qualidade da energia e nas condições operacionais dos alimentadores, tal que proporcionem o melhor retorno financeiro para a empresa. O portfólio D1, por exemplo, apresenta o maior VPL dentre todos os casos analisados, cujo valor é 65,23% maior que o máximo VPL obtido para o caso A. Para os casos B e C, as diferenças são 51,13% e 48,60% maiores, respectivamente. Já o portfólio D4, por exemplo, apresenta as melhores pontuações nos critérios técnicos, especialmente os relativos à qualidade da energia, quando comparados aos portfólios dos outros casos analisados. Tais resultados destacam a importância dessa abordagem na prospecção de investimentos eficientes e estratégicos para a melhoria e expansão do sistema de distribuição.

Do ponto de vista da otimização, todas as soluções Pareto-Ótimas são igualmente boas e oferecem informações importantes para a tomada de decisão. A questão que emerge é como articular o conhecimento especialista do decisor, tal que seja possível indicar a alternativa mais adequada a uma dada circunstância decisória. Esse processo requer a elicitación das preferências do decisor para definir um conjunto de pesos

que representem, apropriadamente, a importância estratégica de cada critério decisório e que permitam a obtenção de um ranque das atratividades dos portfólios. Para obter os pesos dos critérios, ranquear os portfólios e indicar as melhores alternativas, a metodologia proposta adota técnicas de Análise Multicritério da Decisão, cuja aplicação ao Caso D é analisada na Seção 7.4.

7.2 ANÁLISE DE CENÁRIOS

Para verificar o comportamento da priorização dos projetos, a metodologia proposta permite a análise de diversos cenários de planejamento. O número de estágios de planejamento pode ser alterado para representar cenários de curto, médio e longo prazos. A disponibilidade orçamentária para o custeio dos projetos, a taxa de atratividade do capital (taxa de desconto) e a tarifa referencial de energia são especificadas por estágio e podem assumir um perfil constante, crescente ou decrescente ao longo do horizonte considerado. A especificação desses parâmetros permite analisar cenários econômicos otimistas (menos restritivos) ou pessimistas (mais restritivos).

Para validação da metodologia proposta, vários estudos de casos foram avaliados, considerando diversos cenários econômico- financeiros para diferentes horizontes de planejamento. Desses estudos, são apresentados os casos para um cenário orçamentário mais restritivo e para um planejamento de longo prazo. Os casos analisados demonstram a versatilidade da metodologia no tratamento das diversas condições de contorno do problema de priorização de projetos.

7.2.1 Caso E: Cenário orçamentário pessimista

No cenário pessimista, o orçamento disponibilizado para custeio dos projetos é mais restritivo e decrescente ao longo dos estágios do horizonte de planejamento. Para esse estudo de caso foi considerada uma disponibilidade orçamentária de R\$ 650.000,00, R\$ 400.000,00 e R\$ 250.000,00 para o primeiro, segundo e terceiro estágios de planejamento, respectivamente. Todos os critérios e parâmetros restantes do problema são os mesmos do Caso D (Seção 7.1.4).

A otimização do modelo de valor obteve 20 portfólios Pareto-Ótimos, cuja composição é apresentada na Tabela 24. Os valores globais dos critérios financeiros e o número total de consumidores em cada portfólio são apresentados na Tabela 25. A Tabela 26 apresenta as pontuações normalizadas dos critérios técnicos dos portfólios. Devido

ao cenário orçamentário mais restritivo, os portfólios obtidos são compostos por até 11 projetos.

Tabela 24 – Caso E: composição dos portfólios

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio														Nr. Prj.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
E1	0	0	1	1	1	1	1	3	1	1	1	1	2	0	11
E2	0	1	1	1	1	1	0	3	1	1	1	1	2	0	11
E3	1	0	2	1	1	3	2	0	2	2	2	2	0	0	10
E4	0	0	2	1	2	3	2	0	2	2	2	2	0	1	10
E5	1	0	3	1	1	0	2	3	2	2	2	2	0	0	10
E6	0	0	2	2	2	0	2	3	2	1	2	2	0	1	10
E7	1	2	2	2	1	3	0	0	2	1	2	2	0	0	10
E8	0	2	2	2	2	3	0	0	2	1	2	2	0	1	10
E9	1	2	2	2	1	0	0	3	2	1	2	2	0	0	10
E10	1	0	2	2	1	3	2	2	2	1	0	2	0	0	10
E11	0	2	2	2	2	0	0	3	2	1	2	2	0	1	10
E12	1	0	3	1	1	3	0	2	2	2	2	2	0	0	10
E13	0	0	3	1	2	3	0	2	2	2	2	2	0	1	10
E14	0	0	3	2	2	3	2	2	2	1	0	2	0	1	10
E15	1	2	2	2	1	3	0	2	2	1	0	2	0	0	10
E16	1	0	3	2	1	0	3	0	2	1	3	3	2	0	10
E17	0	2	3	2	2	3	0	2	2	1	0	2	0	1	10
E18	1	3	3	2	1	0	0	0	2	1	3	3	2	0	10
E19	0	0	3	3	2	0	3	0	2	1	3	2	2	1	10
E20	0	3	3	3	2	0	0	0	2	1	3	2	2	1	10

(*) 0 – projeto não priorizado.

Os projetos 3, 4, 5, 9, 10 e 12 foram selecionados em todos os portfólios, pois seus custos são relativamente baixos e os impactos nos critérios técnicos são significativos. Os projetos condicionados foram priorizados em todos os portfólios. O projeto 10 foi alocado no primeiro estágio na maioria dos portfólios, enquanto o projeto 12 foi alocado preferencialmente no segundo. Quanto aos projetos excludentes, alguns portfólios priorizam o projeto 2 e outros optam pelo projeto 7. Quando selecionados, os projetos de maior custo (1 ou 14) são alocados no primeiro estágio, cuja disponibilidade orçamentária é maior. O projeto 13, também de custo significativo, foi priorizado em seis portfólios, sempre no segundo estágio. O projeto 13 é selecionado em conjunto com o projeto 1 ou o 14 em apenas quatro portfólios.

O portfólio E1 apresenta a maior receita e VPL, com o menor custo e a maior pontuação global no carregamento. O portfólio E19 apresenta as maiores pontuações nos critérios de queda e de transgressões de tensão, enquanto o portfólio E13 apresenta as maiores pontuações nos critérios de duração das falhas (DEC) e duração das transgressões de tensão (DRPC). Por outro lado, o portfólio E20 envolve

o maior custo, mas contempla o maior número de consumidores e apresenta a maior pontuação total nos critérios técnicos. Nesse caso, o ganho na pontuação técnica pode não ser suficiente para compensar o incremento no custo do portfólio e a redução do VPL, em comparação com as alternativas restantes.

Tabela 25 – Caso E: valores financeiros e número de consumidores

Pff.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)	Total Cons.
E1	1.104.486,57	839.109.628,14	838005141,57	111.311
E2	1.108.248,73	807.856.060,44	806.747.811,71	113.585
E3	1.173.915,11	595.726.770,59	594.552.855,49	68.375
E4	1.184.902,10	593.164.722,88	591.979.820,78	77.142
E5	1.130.731,81	579.407.965,53	578.277.233,72	71.157
E6	1.145.594,34	575.615.693,73	574.470.099,39	79.924
E7	1.177.376,61	567.503.374,95	566.325.998,34	70.649
E8	1.188.363,60	564.941.327,24	563.752.963,63	79.416
E9	1.138.027,50	558.349.193,96	557.211.166,46	73.431
E10	1.236.849,27	556.512.171,71	555.275.322,45	59.768
E11	1.149.014,49	555.787.146,25	554.638.131,76	82.198
E12	1.259.930,44	554.186.514,57	552.926.584,13	73.003
E13	1.270.917,43	551.624.466,86	550.353.549,43	81.770
E14	1.244.002,07	546.785.499,92	545.541.497,86	68.535
E15	1.240.269,41	536.683.624,23	535.443.354,82	62.042
E16	1.265.298,03	531.881.949,93	530.616.651,90	103.395
E17	1.247.422,21	526.956.952,44	525.709.530,23	70.809
E18	1.268.407,26	522.439.784,47	521.171.377,21	105.669
E19	1.275.482,52	504.117.586,46	502.842.103,93	112.162
E20	1.278.591,75	494.675.420,99	493.396.829,24	114.436

A Figura 25 permite uma visualização bidimensional das soluções nas fronteiras de Pareto e de referência, traçadas entre os critérios VPL e número total de consumidores de cada portfólio. As soluções de referência foram obtidas pelo AG mono-objetivo iterativo com função aditiva ponderada, usando os mesmos objetivos e critérios adotados para o NSGA-II. Pode-se observar que a fronteira não dominada, obtida pelo algoritmo NSGA-II, inclui o melhor ponto da fronteira de referência, além de oferecer melhor diversidade de soluções. O AG iterativo obteve várias soluções com o mesmo número de consumidores, porém com VPL menor, o que demonstra serem dominadas pelas solução do NSGA-II. Há um ponto não dominado com maior VPL, porém com menor número de consumidores, e outro com maior número de consumidores, mas com menor VPL.

O orçamento mais restritivo alterou o número máximo de projetos selecionados e os estágios nos quais são alocados. O custo total dos portfólios é menor, porém o VPL e as pontuações dos critérios técnicos

também são significativamente menores. No entanto, mesmo em um cenário orçamentário menos favorável, a metodologia ainda permite encontrar soluções de qualidade.

Tabela 26 – Caso E: critérios técnicos normalizados

Ptf.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
	Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
E1	0,8632	0,7951	0,6246	0,7117	0,5761	0,6654	0,7090	0,6842	5,6293
E2	0,8809	0,7685	0,7247	0,7061	0,6669	0,6654	0,6834	0,7544	5,8503
E3	0,5303	0,7440	0,4995	0,7151	0,4633	0,7433	0,7888	0,6667	5,1509
E4	0,5982	0,7738	0,5103	0,7691	0,5469	0,9220	0,7488	0,5789	5,4483
E5	0,5518	0,7111	0,5332	0,7207	0,4885	0,7433	0,7849	0,7193	5,2528
E6	0,6198	0,7410	0,5441	0,7748	0,5720	0,9220	0,7449	0,6316	5,5502
E7	0,5479	0,7174	0,5996	0,7095	0,5542	0,7433	0,7632	0,7368	5,3719
E8	0,6159	0,7473	0,6104	0,7635	0,6378	0,9220	0,7232	0,6491	5,6692
E9	0,5695	0,6846	0,6333	0,7151	0,5793	0,7433	0,7592	0,7895	5,4738
E10	0,4635	0,6868	0,5397	0,6948	0,4975	0,7433	0,7808	0,7719	5,1785
E11	0,6375	0,7145	0,6442	0,7691	0,6629	0,9220	0,7192	0,7018	5,7711
E12	0,5661	0,7187	0,6485	0,6892	0,5957	0,7433	0,7441	0,7193	5,4249
E13	0,6341	0,7486	0,6594	0,7432	0,6792	0,9220	0,7041	0,6316	5,7223
E14	0,5315	0,7167	0,5506	0,7489	0,5811	0,9220	0,7408	0,6842	5,4758
E15	0,4811	0,6603	0,6398	0,6892	0,5884	0,7433	0,7552	0,8421	5,3994
E16	0,8018	0,7458	0,4842	0,7455	0,4539	0,7433	0,7930	0,6228	5,3904
E17	0,5491	0,6901	0,6507	0,7432	0,6719	0,9220	0,7152	0,7544	5,6967
E18	0,8195	0,7192	0,5843	0,7399	0,5448	0,7433	0,7673	0,6930	5,6113
E19	0,8698	0,7757	0,4951	0,7995	0,5375	0,9220	0,7530	0,5351	5,6877
E20	0,8875	0,7491	0,5952	0,7939	0,6283	0,9220	0,7273	0,6053	5,9087

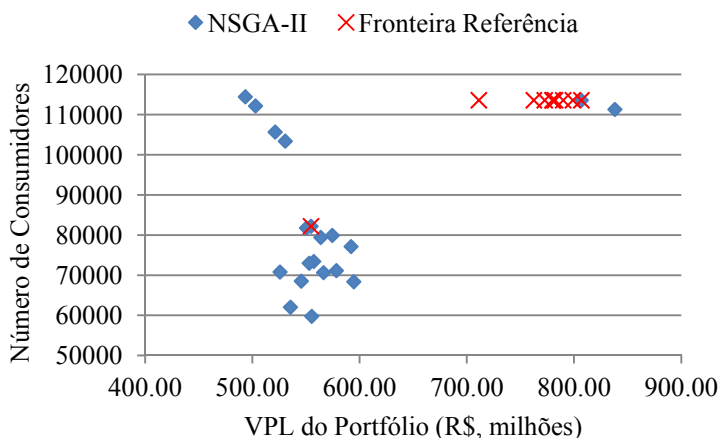


Figura 25 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso E.

7.2.2 Caso F: Cenário de maior prazo

Nesse estudo o horizonte é de maior prazo, com cinco estágios de planejamento, cada qual com uma disponibilidade orçamentária de R\$ 450.000,00 para custeio dos projetos. Todos os parâmetros restantes do problema são mantidos os mesmos do Caso D (Seção 7.1.4). A otimização do modelo de valor obteve apenas dois portfólios Pareto-Ótimos, cuja composição é apresentada na Tabela 27. Os valores globais dos critérios financeiros e o número total de consumidores em cada portfólio são apresentados na Tabela 28. A Tabela 29 apresenta as pontuações normalizadas dos critérios técnicos de cada portfólio.

Tabela 27 – Caso F: composição dos portfólios

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio														Nr. Prj.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
F1	0	0	1	1	1	2	1	2	1	1	1	1	3	5	12
F2	0	1	1	1	1	2	0	2	1	1	1	1	3	5	12

Tabela 28 – Caso F: valores financeiros e número de consumidores

Ptf.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)	Total Cons.
F1	1.497.585,63	1.282.545.543,06	1.281.047.957,43	122.428
F2	1.501.347,80	1.234.904.746,04	1.233.403.398,25	124.702

Tabela 29 – Caso F: critérios técnicos normalizados

Ptf.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								Total
	Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	
F1	0,9494	0,8922	0,7661	0,8570	0,7829	0,9220	0,8114	0,7281	6,7091
F2	0,9670	0,8657	0,8662	0,8514	0,8738	0,9220	0,7857	0,7982	6,9300

A única diferença entre os portfólios é a alocação dos projetos mutuamente excludentes (2 e 7). Como o planejamento é de mais longo prazo, os projetos de maior custo (13 e 14) são postergados para os últimos estágios. O projeto 1 não foi selecionado, devido às restrições orçamentárias. O portfólio F1 apresenta o menor custo, os maiores valores para a receita e VPL e as melhores pontuações nos critérios de carregamento, queda de tensão e perdas. Já o portfólio F2 apresenta custo maior, porém atende maior número de consumidores e obtém maior pontuação técnica.

A Figura 26 apresenta a localização das soluções nas fronteiras de Pareto e de referência, para os critérios VPL e número total de consumidores. Os dois pontos Pareto-Ótimos obtidos pelo NSGA-II convergem para os melhores pontos da fronteira de referência. Os restantes são dominados pelas soluções do NSGA-II.

Embora o horizonte de planejamento de maior prazo ofereça mais estágios para a seleção e alocação dos projetos, a disponibilidade

orçamentária mais restritiva impede que muitas alternativas sejam geradas. Para as condições do problema, a metodologia é capaz de captar os maiores benefícios técnicos e financeiros possíveis, segundo as restrições orçamentárias para o horizonte de planejamento considerado.

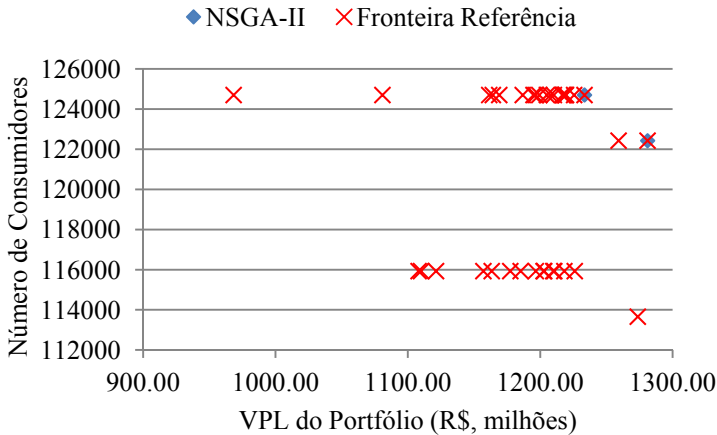


Figura 26 – Fronteiras de Pareto e Referência para o Caso F.

7.3 DESEMPENHO DO ALGORITMO NSGA-II

Por serem técnicas de buscas probabilísticas, os algoritmos genéticos podem encontrar soluções ligeiramente diferentes cada vez que são executados. Para ser eficiente, um algoritmo multiobjetivo deve obter o maior número possível de soluções Pareto-Ótimas, com boa diversidade e distribuição na fronteira eficiente, cujos pontos devem convergir para uma fronteira tomada como referência.

Em cada estudo de caso apresentado nas seções anteriores, o algoritmo NSGA-II foi executado diversas vezes, com os mesmos parâmetros e condições computacionais. A escolha da melhor fronteira Pareto-Ótima foi baseada no desempenho do algoritmo, avaliado em função do esforço computacional e da qualidade das soluções de cada execução. O esforço foi avaliado pelo tempo de processamento do algoritmo. A qualidade foi avaliada pelos parâmetros número, distância média e dispersão das soluções de cada fronteira Pareto-Ótima, além da convergência em relação à fronteira de referência. Os pontos da fronteira de referência foram obtidos iterativamente por um algoritmo

genético mono-objetivo com função aditiva ponderada, cujos pesos dos critérios foram gerados de forma aleatória.

Para que se pudesse fazer uma análise pormenorizada dos resultados, os estudos de caso apresentados consideraram um conjunto de 14 projetos, em horizontes de planejamento de três e cinco estágios. No entanto, o modelo de valor permite manipular um número maior de projetos e de estágios. Seu desempenho foi considerado satisfatório no tratamento de um conjunto de 40 projetos, com nove critérios de otimização simultâneos e em horizontes de até sete estágios. Os dados desses projetos são fictícios e foram obtidos a partir de sementes aleatórias¹³. Porém, quanto maior o número de projetos e de estágios, mais genes (*bits*) são necessários para codificar os cromossomos dos portfólios e maior se torna o espaço de busca e o número de soluções viáveis, o que pode aumentar substancialmente o tempo de processamento e limitar a capacidade de convergência do algoritmo.

A Tabela 30 apresenta os indicadores de desempenho dos algoritmos genéticos NSGA-II e mono-objetivo. Os Casos A a F foram apresentados e analisados nas seções anteriores deste capítulo. O Caso G usa os mesmos objetivos, critérios e parâmetros do Caso D, porém adota um horizonte de curto prazo, para um único estágio de planejamento (monoestágio). Os Casos H e I tratam um conjunto de 40 projetos e otimizam simultaneamente os nove objetivos do modelo de valor. No entanto, o Caso H adota um planejamento de médio prazo (três estágios) e o Caso I considera um horizonte de longo prazo (sete estágios).

Os estudos de caso demonstram que o algoritmo NSGA-II foi capaz de obter boa diversidade e dispersão das soluções na fronteira Pareto-Ótima, sem requerer informações *a priori* sobre os pesos da importância relativa de cada critério de otimização. Na Tabela 30 observa-se que o NSGA-II é considerado suficientemente rápido para problemas de planejamento, cujas operações não são em tempo real. Por outro lado, o algoritmo genético mono-objetivo com função aditiva obtém apenas uma solução a cada execução e, para obter diversos pontos na fronteira de Referência, requer um processo iterativo que demanda tempo de processamento muito elevado. Além disso, os seus resultados são muito dependentes das informações sobre os pesos dos critérios, que devem ser fornecidas *a priori*.

¹³ Por limitações de espaço, não são apresentados os dados dos projetos, as composições dos portfólios e os gráficos das fronteiras eficientes desses casos.

Tabela 30 – Indicadores de desempenho dos algoritmos

	Caso A	Caso B	Caso C	Caso D	Caso E	Caso F	Caso G	Caso H	Caso I
NSGA-II									
Projetos	14	14	14	14	14	14	14	40	40
Objetivos	2	2	5	9	9	9	9	9	9
Estágios	3	3	3	3	3	5	1	3	7
Cromossomo (n° bits)	28	28	28	28	28	42	14	80	120
Execuções do algoritmo	10	10	10	10	10	10	10	5	5
Tempo médio ¹ (min) ²	21,25	19,73	20,75	16,88	15,14	34,10	3,65	125,69	329,58
Dispersões médias ¹	1,8079	0,8214	0,1514	0,546	0,4905	0	0,2027	0,1776	0,1629
Distâncias médias ¹	0,0467	0,0224	0,0157	0,0317	0,0312	0	0,0491	0,0062	0,0034
Tempo ³ (min) ²	17,52	17,98	18,33	19,11	16,95	26,18	3,78	124,30	433,06
Dispersão ³	2,0329	0,8154	0,0934	0,5945	0,4472	0	0,1999	0,1561	0,1708
Distância ³	0,0464	0,0223	0,0087	0,0248	0,0285	0	0,0474	0,0053	0,0037
Soluções Pareto-Ótimas	13	78	232	11	20	2	27	213	333
Projetos Alocados (máx)	12	12	12	12	11	12	10	15	25
AG MONO-OBJETIVO									
Iterações	50	50	50	100	50	50	50	-	-
Soluções Obtidas	29	28	37	20	10	36	3	-	-
Tempo total (min) ²	765,65	636,55	565,50	1272,47	577,31	1622,03	145,44	-	-
Tempo médio (min/iter) ²	15,31	12,99	11,31	12,72	11,55	32,44	2,91	-	-

(1) Para o conjunto de soluções obtidas em todas as execuções do algoritmo;

(2) Computador: CPU Intel® Core™ 2 Duo, 2GHz, RAM 3GB;

(3) Para as soluções da melhor fronteira encontrada.

7.4 ANÁLISE MULTICRITÉRIO DA DECISÃO

O conjunto de portfólios Pareto-Ótimos, obtido pelo algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II, oferece ao decisor diversas alternativas para a tomada de decisão. Cada portfólio representa uma solução eficiente, pois apresenta uma característica própria em relação aos critérios e parâmetros adotados no modelo de otimização. Para indicar ao decisor a melhor alternativa e auxiliá-lo na tomada de decisão, a metodologia proposta no Capítulo 6 incorpora um processo de análise multicritério da decisão, baseado nos métodos SMART e TOPSIS.

O método SMART é baseado na agregação das preferências em uma função aditiva ponderada. O método TOPSIS faz uso da distância Euclidiana entre as soluções ideais positiva e negativa. Para determinação dos ranques das pontuações dos portfólios, esses métodos são associados a dois conjuntos de pesos para a importância relativa dos critérios decisórios. Esses pesos são obtidos a partir da elicitação do conhecimento especialista e das preferências do decisor, em relação ao problema decisório. Os pesos ROC são calculados a partir da importância ordinal dos critérios, definida previamente pelo decisor. Os pesos AHP são obtidos a partir de uma matriz de julgamentos do grau de preferência entre cada par de critérios.

Os dois conjuntos de pesos, incorporados aos métodos SMART e TOPSIS, fornecem quatro ranques que permitem sugerir ao decisor a melhor alternativa para a tomada de decisão. Caso ele não esteja seguro dos ranques ou do grau de importância dos critérios, a metodologia permite analisar graficamente a sensibilidade das pontuações dos portfólios, em função da variação dos pesos. As informações geradas permitem uma análise detalhada do problema decisório, auxiliando o decisor na escolha da melhor alternativa e na formação de sua convicção a respeito da decisão a ser tomada.

7.4.1 Pesos ROC

Os pesos ROC são calculados a partir do centroide da ordem de importância entre os critérios, conforme o processo matemático apresentado na Seção 6.10.1. Inicialmente, os critérios decisórios devem ser ordenados de acordo com o grau de importância, definido em função do conhecimento especialista e das preferências do decisor. Dentre os nove critérios usados no modelo de valor, o decisor definiu a seguinte ordem de importância:

- (1) Valor Presente Líquido (VPL);
- (2) Número de Consumidores;
- (3) Frequência Equivalente das Falhas (FEC);
- (4) Duração Equivalente das Falhas (DEC);
- (5) Carregamento percentual;
- (6) Duração das Transgressões de Tensão (DRPC);
- (7) Queda de Tensão (ΔV);
- (8) Perdas percentuais;
- (9) Desvio do Fator de Potência (FP).

Em função dessa ordem de importância para os critérios, os pesos ROC são calculados pela Equação 5.8, resultando nos seguintes valores: $wr_1 = 0,3144$; $wr_2 = 0,2033$; $wr_3 = 0,1477$; $wr_4 = 0,1106$; $wr_5 = 0,0828$; $wr_6 = 0,0606$; $wr_7 = 0,0421$; $wr_8 = 0,0262$; e $wr_9 = 0,0123$, onde wr_i é peso ROC normalizado do i -ésimo critério mais importante.

7.4.2 Pesos AHP

Os pesos AHP são obtidos a partir do autovetor correspondente ao maior autovalor de uma matriz de julgamentos da importância relativa entre os pares de critérios, cujo grau semântico é obtido de uma escala elementar (1 a 9), apresentada na Tabela 4. O decisor foi solicitado a fazer tais julgamentos, tendo por base a estrutura hierárquica (árvore de valores) do modelo de valor, apresentada na Figura 20. A Tabela 31 apresenta a matriz de reciprocidade W entre os julgamentos definidos pelo decisor, cujos valores são usados para calcular os pesos AHP, conforme o processo matemático apresentado na Seção 6.10.2.

Tabela 31 – Matriz W : julgamentos da importância relativa entre os pares de critérios decisórios

	VPL	Nº Cons.	FEC	DEC	Carreg.	DRPC	ΔV	Perdas	FP
VPL	1	2	3	3	4	5	7	7	9
Nº Cons.	$1/2$	1	2	2	3	4	5	7	7
FEC	$1/3$	$1/2$	1	2	3	5	5	7	9
DEC	$1/3$	$1/2$	$1/2$	1	3	4	5	5	7
Carreg.	$1/4$	$1/3$	$1/3$	$1/3$	1	2	2	3	5
DRPC	$1/5$	$1/4$	$1/5$	$1/4$	$1/2$	1	2	3	5
ΔV	$1/7$	$1/5$	$1/5$	$1/5$	$1/2$	$1/2$	1	3	5
Perdas	$1/7$	$1/7$	$1/7$	$1/5$	$1/3$	$1/3$	$1/3$	1	3
FP	$1/9$	$1/7$	$1/9$	$1/7$	$1/5$	$1/5$	$1/5$	$1/3$	1

O maior autovalor dessa matriz é $\lambda_{max} = 9,5798$, cujo índice de consistência, calculado pela Equação 6.37, é $CI = 0,0725$. Usando-se o Índice Aleatório $RI(n) = 1,45$, para nove critérios (Tabela 5), obtém-se a relação de consistência $CR = 0,050$, calculada pela Equação 6.38. Como $CR < 0,1$, o nível de consistência da matriz é considerado excelente, ou seja, o decisor foi coerente nos seus julgamentos. A partir do autovetor da matriz W obtiveram-se os pesos: $wh_1 = 0,2893$; $wh_2 = 0,1967$; $wh_3 = 0,1723$; $wh_4 = 0,1348$; $wh_5 = 0,0689$; $wh_6 = 0,0530$; $wh_7 = 0,0424$; $wh_8 = 0,0262$; e $wh_9 = 0,0164$, onde wh_i é peso AHP normalizado do i -ésimo critério mais importante.

7.4.3 Ranque dos portfólios do Caso D

Para validação da metodologia proposta, os portfólios Pareto-Ótimos obtidos para o Caso D (Seção 7.1.4) são ranqueados pelos métodos multicritério SMART e TOPSIS, conforme procedimentos apresentados na Seção 6.9. A Tabela 32 apresenta a ordem de importância dos critérios decisórios e os respectivos conjuntos de pesos ROC e AHP. Observa-se que há uma semelhança entre os pesos obtidos matematicamente pelo método ROC, e os pesos derivados dos julgamentos no método AHP, o que confirma os postulados sobre a elicitación dos pesos, discutidos no Capítulo 5.

Tabela 32 – Ordem de importância e pesos dos critérios decisórios

Critério	Importância	Pesos ROC	Pesos AHP
VPL	1	0,3144	0,2893
Nº Cons.	2	0,2033	0,1967
FEC	3	0,1477	0,1723
DEC	4	0,1106	0,1348
Carreg.	5	0,0828	0,0689
DRPC	6	0,0606	0,0530
ΔV	7	0,0421	0,0424
Perdas	8	0,0262	0,0262
FP	9	0,0123	0,0164

Os valores resultantes da otimização com o algoritmo NSGA-II para o VPL (Tabela 22) e para os critérios técnicos (Tabela 23) são aplicados aos métodos SMART e TOPSIS, conforme os procedimentos apresentados nas Seções 6.9.1 e 6.9.2, para determinação dos ranques dos portfólios do Caso D, usando-se os pesos ROC e AHP. Como resultado, são obtidos quatro ranques para as pontuações dos portfólios, cujos valores são apresentados na Tabela 33.

No ranque SMART+AHP o portfólio D4 obtém o melhor desempenho, com 0,8633 pontos. Esse valor é muito próximo da

pontuação do portfólio D1, o segundo colocado, com 0,8518 pontos. O terceiro é o portfólio D5, mas com uma pontuação significativamente menor (0,6969 pontos). Como a diferença entre as pontuações dos portfólios D4 e D1 é de apenas 1,35%, a escolha da melhor alternativa por esse ranque pode ser duvidosa e, portanto, são necessárias informações adicionais para subsidiar a tomada de decisão. Por outro lado, o ranque SMART+ROC indica o portfólio D1 como primeiro colocado, com 0,8653 pontos. Nesse ranque, o portfólio D4 obtém o segundo lugar, com 0,8540 pontos, seguido pelo portfólio D2 na terceira colocação, com 0,6944 pontos. Como a pontuação do primeiro colocado é apenas 1,32% maior que a do segundo colocado, a diferença também é pouco expressiva para dar segurança na tomada de decisão.

Tabela 33 – Ranque das pontuações dos portfólios do Caso D.

Portfólio	Método SMART		Método TOPSIS	
	Pesos AHP	Pesos ROC	Pesos AHP	Pesos ROC
D1	0,8518	0,8653	0,7998	0,8205
D2	0,6854	0,6944	0,6732	0,6899
D3	0,5139	0,5321	0,3374	0,3435
D4	0,8633	0,8540	0,9154	0,9038
D5	0,6969	0,6831	0,7935	0,7780
D6	0,5117	0,5197	0,3701	0,3632
D7	0,5253	0,5208	0,4424	0,4138
D8	0,5232	0,5084	0,4835	0,4458
D9	0,4044	0,4111	0,4642	0,4872
D10	0,2451	0,2610	0,2558	0,2840
D11	0,2786	0,2736	0,3518	0,3606

No ranque TOPSIS+AHP a maior pontuação pertence ao portfólio D4, obtendo 0,9154 pontos. Nesse ranque, o segundo colocado é o portfólio D1, com 0,7998 pontos, seguido pelo portfólio D5 na terceira colocação, com 0,7935 pontos. A diferença entre a pontuação do primeiro e do segundo no ranque é de 14,45%. Essa diferença é mais significativa e pode conferir maior segurança na indicação da melhor alternativa para a tomada de decisão. O portfólio D4 também obtém a maior pontuação no ranque TOPSIS+ROC, com 0,9038 pontos. Na segunda colocação, o portfólio D1 obteve 0,8205 pontos. O portfólio D5, com 0,7780 pontos, ficou em terceiro lugar. A diferença entre as pontuações da primeira e segunda colocações é de 10,15%. Essa diferença também é significativa e pode auxiliar o decisor na escolha do melhor portfólio.

O ranque SMART+ROC indica o portfólio D1 como a melhor opção, mas com pontuação muito próxima à do portfólio D4, o segundo colocado. No ranque SMART+AHP as posições se invertem e o

portfólio D4 é o primeiro colocado, mas a diferença de pontuação em relação ao segundo colocado (portfólio D1) é muito pequena. Por outro lado, os ranques TOPSIS+AHP e TOPSIS+ROC indicam o portfólio D4 como a melhor opção, com pontuações significativamente superiores às do segundo colocado (portfólio D1). Portanto, a análise dos ranques permite concluir que o portfólio D4 é a melhor alternativa e representa uma indicação mais segura para a tomada de decisão. Caso esse conjunto de informações seja insuficiente para formar a convicção do decisor sobre a decisão a ser tomada, a metodologia proposta permite analisar a sensibilidade dos ranques dos portfólios em relação a variações nos pesos dos critérios.

7.5 ANÁLISES DE SENSIBILIDADE

O objetivo da análise de sensibilidade é verificar a robustez das soluções oferecidas pelos métodos multicritérios de apoio à decisão. Na análise de sensibilidade observa-se o comportamento do ranque das pontuações das alternativas em função de um critério tomado como referência, cujo valor do peso é excursionado desde o seu valor mínimo (zero) até o máximo possível (1). Os pesos dos critérios restantes são recalculados em função do peso do critério de referência, mantendo-se a mesma proporção de importância estabelecida pelo decisor (equação 5.14). Os ranques são recalculados em função dos novos valores assumidos pelos pesos.

A partir das pontuações obtidas para diversos conjuntos de pesos, são traçados os gráficos que demonstram a sensibilidade das alternativas em relação ao critério tomado como referência. Caso a posição no ranque não se altere em uma faixa considerada satisfatória para a variação do peso do critério analisado, a alternativa representa uma solução robusta e o decisor pode ter mais segurança na tomada de decisão. Por outro lado, se a alternativa estiver em uma região de transição, onde pequenas variações no valor do peso do critério analisado provocam alterações nas posições do ranque, a decisão pode ser duvidosa e requer uma análise criteriosa dos critérios restantes.

A metodologia proposta permite analisar a sensibilidade dos ranques dos métodos SMART e TOPSIS, com ambos os pesos ROC e AHP, para todos os critérios decisórios adotados no modelo de valor. Alguns exemplos de análise da sensibilidade dos ranques dos portfólios do Caso D são discutidos nas seções seguintes.

7.5.1 Caso D: sensibilidade ao critério VPL

No problema decisório em questão, o valor presente líquido (VPL) do portfólio foi definido pelo decisor como o critério de maior importância, pois está diretamente associado aos custos dos investimentos requeridos pelos projetos e às receitas potenciais da empresa, derivadas do suprimento de energia aos consumidores e à redução potencial dos custos das perdas energéticas e das penalizações monetárias por transgressões dos indicadores da qualidade da energia.

No SMART+AHP o peso original do critério VPL é 0,2893 e a melhor alternativa indicada é o portfólio D4. Excursionando o valor desse peso desde 0 até 1, calculam-se, proporcionalmente, os pesos dos critérios restantes e obtêm-se as pontuações dos portfólios. A Figura 27 apresenta o gráfico do comportamento da sensibilidade das pontuações dos portfólios em função critério VPL, para o método SMART com pesos AHP. Observa-se que, se o valor do peso para o VPL estiver entre 0 e 0,32 o portfólio D4 permanece a melhor alternativa. Se o peso do VPL for maior que 0,32 o portfólio D1 passa a ser a melhor alternativa. Em toda a faixa em que é excursionado o valor do peso do VPL, apenas os portfólios D1 e D4 disputam a primeira colocação no ranque. O portfólio D2 assume o segundo lugar apenas se o peso for superior a 0,65. Como a pontuação obtida para o portfólio D4 está muito próxima de uma região de transição entre as melhores alternativas, a análise de sensibilidade do ranque SMART+AHP não permite uma indicação segura de qual portfólio deve ser escolhido.

A sensibilidade das pontuações dos portfólios em função do critério VPL no ranque SMART+ROC é apresentada na Figura 28. Nesse ranque, o portfólio D1 é a melhor alternativa, considerando-se o peso de 0,3144 para o VPL. Observa-se que, se o peso estiver na faixa entre 0,28 e 1, a melhor alternativa permanece o portfólio D1. No entanto, se o peso do VPL for inferior a 0,28, a melhor alternativa passa a ser o portfólio D4. O portfólio D2 assume a segunda colocação no ranque, caso o peso do VPL for maior que 0,65. Nesse estudo de caso, a análise de sensibilidade para o ranque SMART+ROC também não fornece uma indicação segura do melhor portfólio, pois as pontuações situam-se na região de transição entre as melhores alternativas.

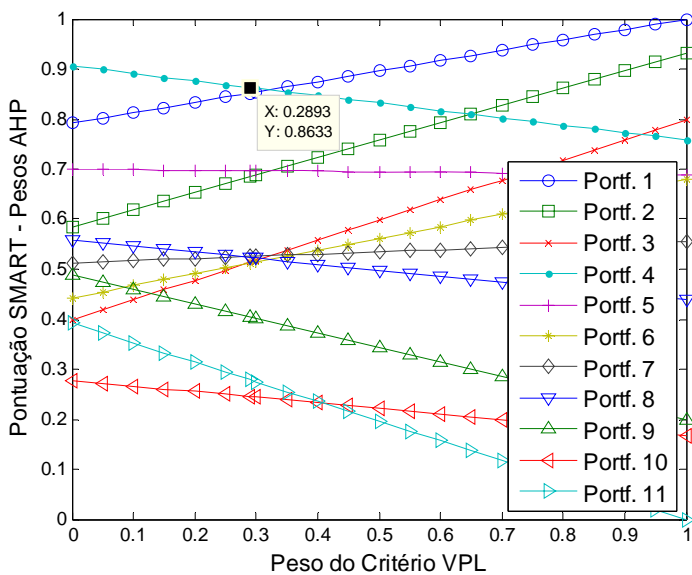


Figura 27 – SMART+AHP: sensibilidade ao critério VPL.

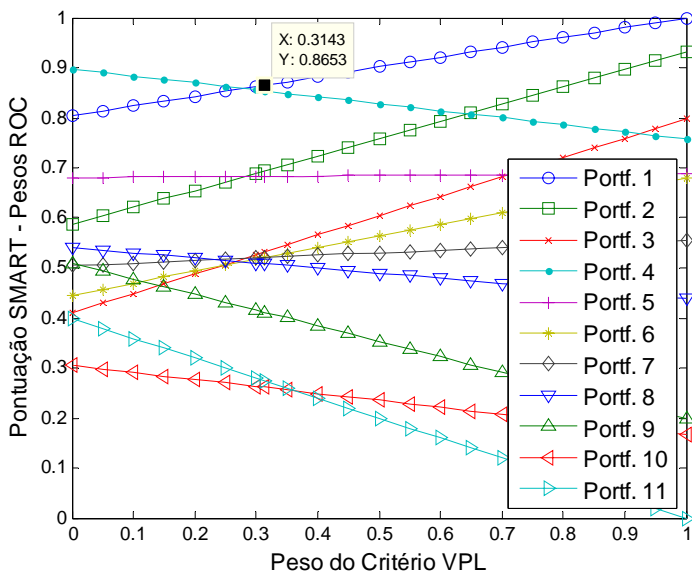


Figura 28 – SMART+ROC: sensibilidade ao critério VPL.

A Figura 29 apresenta a sensibilidade das pontuações dos portfólios para o ranque TOPSIS+AHP em função do critério VPL, cujo peso foi definido inicialmente em 0,2893. Observa-se que, mesmo que o peso desse critério excursione até o valor de 0,5, a alternativa com maior pontuação permanece o portfólio D4. Se o valor do peso do VPL for maior que 0,5 o portfólio D1 passa a ser a melhor alternativa. A segunda colocação no ranque é assumida pelos portfólios D5 (entre 0 e 0,25), D1 (entre 0,25 e 0,51), D4 (entre 0,51 e 0,65) e D2 (acima de 0,65). Mesmo que o decisor esteja em dúvidas com relação ao peso do critério VPL, seu valor provavelmente não ultrapassará 0,5, devido à importância assumida pelos demais critérios, o que permite indicar que o portfólio D4 é a melhor alternativa.

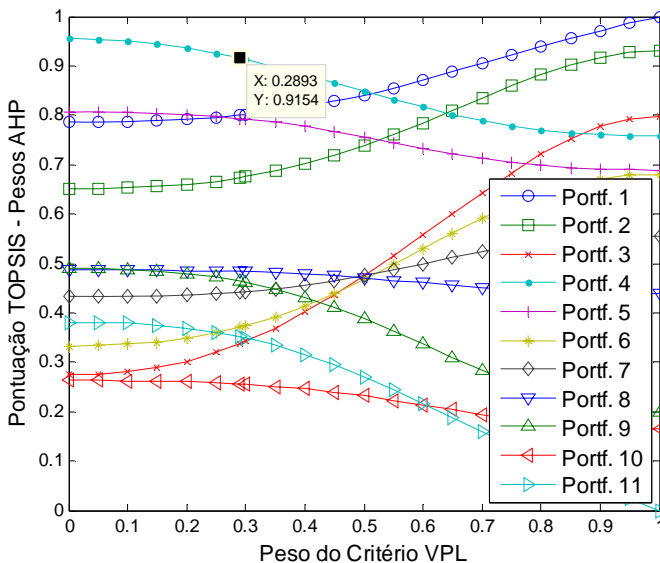


Figura 29 – TOPSIS+AHP: sensibilidade ao critério VPL.

Na análise de sensibilidade para o ranque TOPSIS+ROC, apresentada na Figura 30, a melhor alternativa é o portfólio D4, mesmo que o peso do critério VPL, definido inicialmente em 0,3144, assuma valores até 0,48. Após esse valor, o portfólio D1 passa a ser a melhor alternativa. O portfólio D2 somente assume a posição de segunda melhor alternativa, caso o peso do VPL ultrapasse o valor de 0,63.

Portanto, as análises de sensibilidade ao peso do critério VPL fornecem informações que permitem formar a convicção do decisor de

que o portfólio D4 é a melhor alternativa para a tomada de decisão. Caso o decisor não esteja seguro do peso atribuído ao critério VPL, as análises de sensibilidade indicam que reduzindo-se o peso desse critério o portfólio D4 é seguramente a melhor opção. Caso o peso do VPL aumente, os ranques do método TOPSIS continuam apontando o portfólio D4 como a melhor alternativa, embora os ranques do método SMART passem a indicar o portfólio D1, mas com pequena margem de segurança. Se as análises da sensibilidade ao peso do VPL, considerado como o critério mais importante, não forem suficientes para formar a convicção do decisor sobre a melhor alternativa, a verificação da sensibilidade em relação a outros critérios pode fornecer informações adicionais para subsidiar a tomada de decisão.

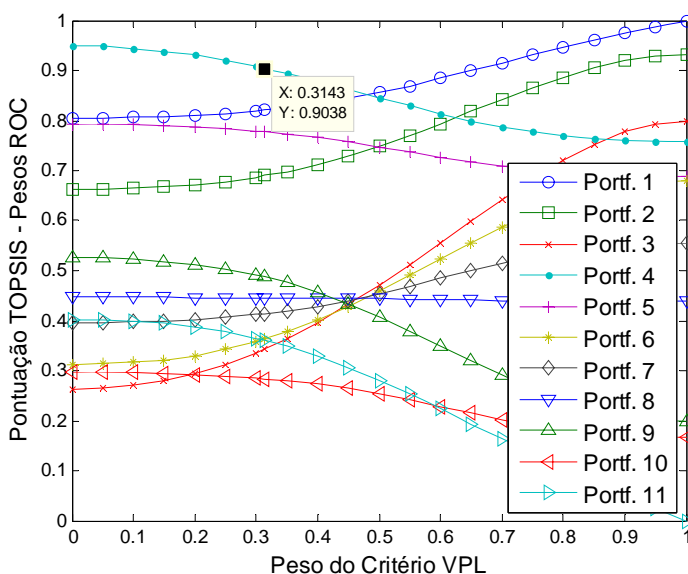


Figura 30 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao critério VPL.

7.5.2 Caso D: sensibilidade ao critério número de consumidores

O número de consumidores atendidos pelas instalações elétricas associadas aos projetos foi definido pelo decisor como o segundo critério mais importante, pois está diretamente associado ao serviço prestado pela distribuidora, afeta seu faturamento e tem impactos na satisfação dos consumidores e na imagem da empresa. A Figura 31 apresenta a sensibilidade das pontuações dos portfólios no ranque SMART+AHP em função do peso para o número de consumidores. O

portfólio D4 permanece a melhor alternativa, mesmo que o peso desse critério excursionem em toda a faixa possível (0 a 1). Os portfólios D1 e D5 são, respectivamente, a segunda e a terceira melhores alternativas, também em toda a faixa de pesos para esse critério.

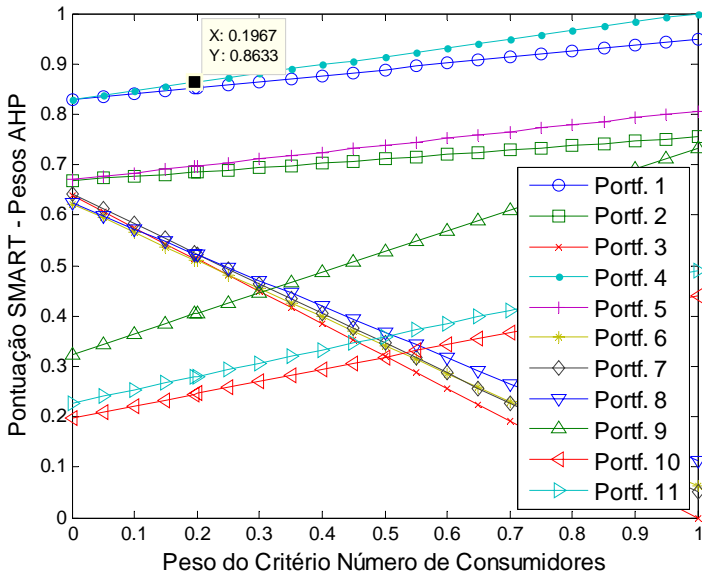


Figura 31 – SMART+AHP: sensibilidade ao número de consumidores.

A Figura 32 ilustra a sensibilidade dos portfólios no ranque SMART+ROC em função do peso para o número de consumidores. Nesse ranque, o portfólio D1 é a melhor alternativa para pesos entre 0 e 0,35. Como o peso ROC definido para o número de consumidores (0,2033) está nessa faixa, o portfólio D1 representa a melhor alternativa. Para pesos maiores que 0,35 a melhor alternativa é o portfólio D4. Dividem a terceira posição os portfólios D2 e D5. Caso o decisor julgue que o peso do número de consumidores deva ser menor, ou ligeiramente maior, o ranque SMART+ROC indica o portfólio D1 como a melhor alternativa. Por outro lado, o portfólio D4 é a melhor opção se o peso assumir um valor acima de 0,35.

A sensibilidade das pontuações dos portfólios para o critério número de consumidores no ranque TOPSIS+AHP é apresentada na Figura 33, onde se observa que o portfólio D4 é a melhor alternativa em toda a faixa de pesos. Para pesos até 0,2 a segunda melhor alternativa é o portfólio D5. Acima de 0,2 o portfólio D1 é a segunda melhor opção.

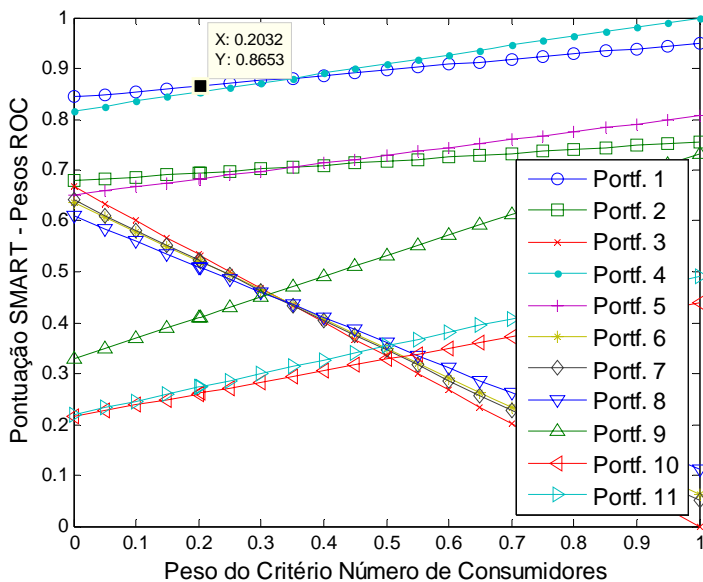


Figura 32 – SMART+ROC: sensibilidade ao número de consumidores.

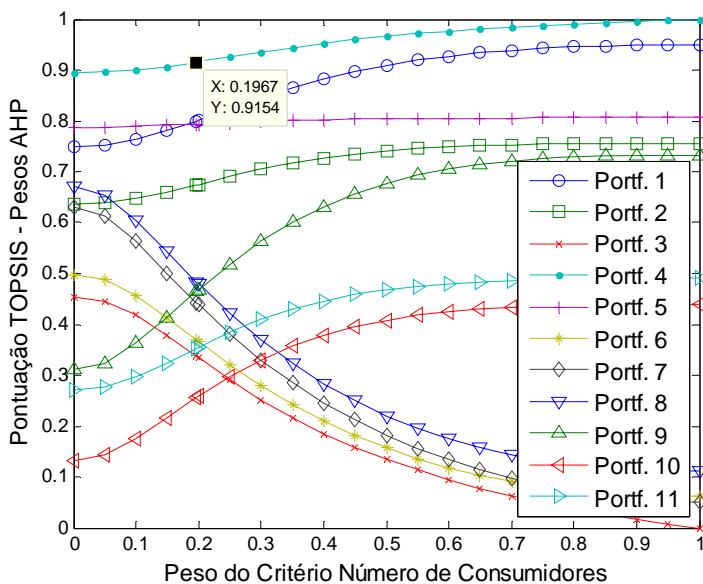


Figura 33 – TOPSIS+AHP: sensibilidade ao número de consumidores.

No ranque TOPSIS+ROC, a análise de sensibilidade ao peso do número de consumidores demonstra que a melhor alternativa também é o portfólio D4, em toda a faixa de pesos. A segunda e terceira melhores alternativas são, respectivamente, os portfólios D1 e D5 em toda a faixa de pesos. Portanto, pode-se concluir que as análises de sensibilidade pelos ranques SMART+AHP, TOPSIS+AHP e TOPSIS+ROC corroboram os ranques da Tabela 33 e os resultados das análises de sensibilidade ao peso do critério VPL, os quais apontam claramente o portfólio D4 como a melhor alternativa para a tomada de decisão.

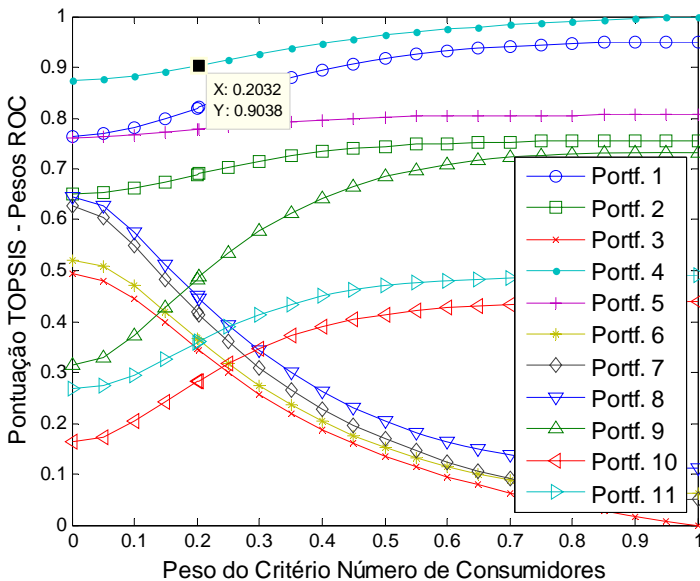


Figura 34 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao número de consumidores.

7.5.3 Caso D: sensibilidade ao critério FEC

A frequência de interrupções (FEC) é um indicador da qualidade da energia elétrica relacionado à continuidade do suprimento, tendo sido definido pelo decisor como o terceiro critério decisório mais importante. Valores elevados para o indicador FEC dos alimentadores afetam o grau de satisfação dos consumidores e causam impactos financeiros para a empresa, devido às interrupções no suprimento e às penalidades regulatórias. Portanto, os projetos que foquem ações de melhorias nesses alimentadores devem ser priorizados.

A Figura 35 ilustra a sensibilidade dos ranques em relação ao peso do critério FEC no método SMART+AHP. O portfólio D4 é a

melhor opção para o valor assumido pelo peso AHP (0,1723) e em toda a faixa acima de 0,15. Abaixo desse valor, o portfólio D1 é a melhor alternativa. O portfólio D5 é a segunda opção para pesos maiores que 0,5. Já o ranque SMART+ROC, adotando o peso de 0,1477 para o FEC, aponta o portfólio D1 como a melhor opção. A análise de sensibilidade ilustrada na Figura 36 demonstra que esse ponto está muito próximo da região de transição das posições no ranque. Caso o peso do FEC seja menor que 0,18, a melhor opção é o portfólio D1. Porém, se o peso for maior que 0,18 o portfólio D4 é a melhor alternativa na faixa restante.

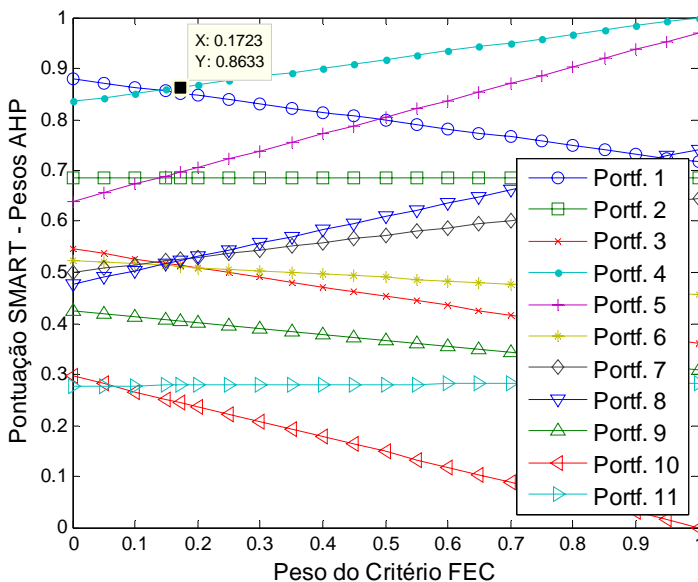


Figura 35 –SMART+AHP: sensibilidade ao critério FEC.

A Figura 37 apresenta a análise de sensibilidade ao peso do critério FEC no ranque TOPSIS+AHP e aponta o portfólio D4 como a melhor opção em toda a faixa de pesos. A segunda melhor alternativa é o portfólio D1, para pesos até 0,18, ou o portfólio D5 na faixa restante. No ranque TOPSIS+ROC, a análise de sensibilidade ao peso do FEC também indica o portfólio D4 como a melhor alternativa em toda a faixa de pesos, como ilustra a Figura 38. O portfólio D1 é a segunda melhor alternativa, se o peso do FEC for inferior a 0,2. Se maior, a segunda melhor opção é o portfólio D5.

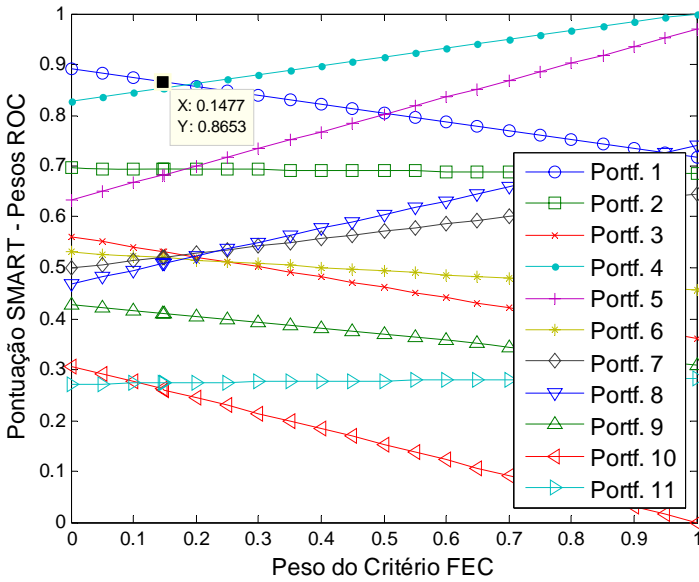


Figura 36 – SMART+ROC: sensibilidade ao critério FEC.

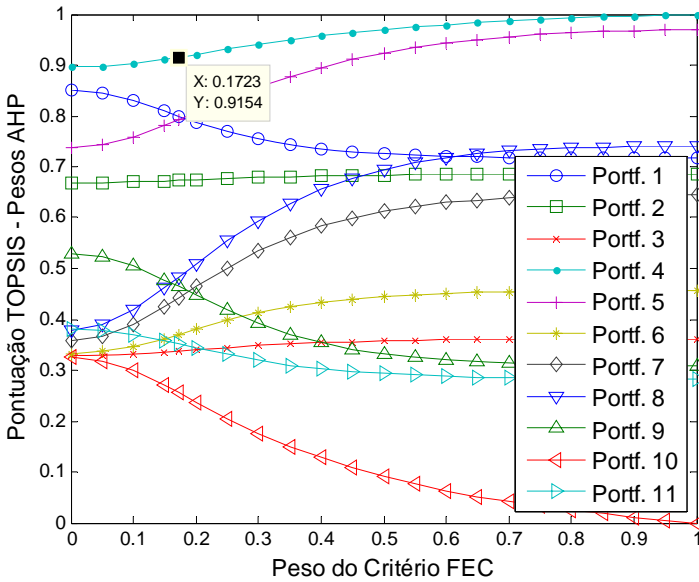


Figura 37 – TOPSIS+AHP: sensibilidade ao critério FEC.

As análises de sensibilidade ao peso do critério FEC nos ranques SMART+AHP, TOPIS+AHP e TOPSIS+ROC apontam claramente o portfólio D4 como a melhor alternativa para a tomada de decisão. O ranque SMART+ROC sugere o portfólio D1, mas em uma região de transição, onde um pequeno aumento na importância do critério FEC faz com que o portfólio D4 passe a ser a melhor alternativa. Como o FEC é um indicador importante para as distribuidoras, o peso desse critério pode assumir valores ligeiramente maiores. Nesse caso, o portfólio D4 também seria a melhor alternativa no ranque SMART+ROC.

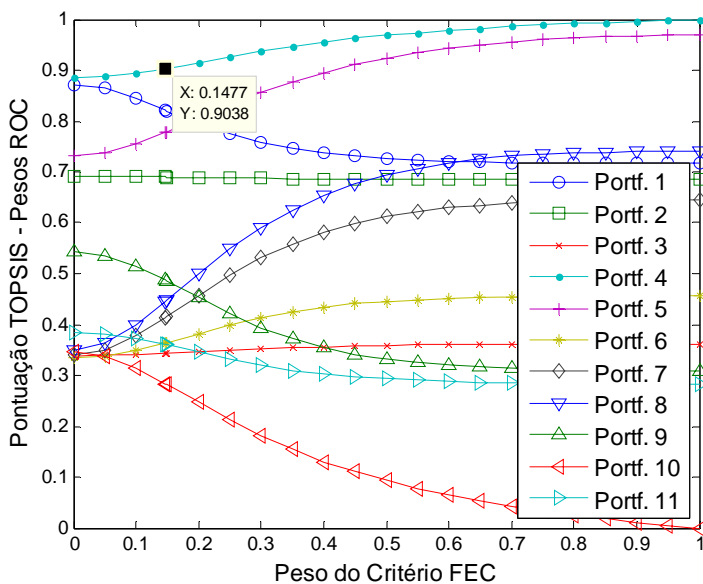


Figura 38 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao critério FEC.

7.5.4 Caso D: sensibilidade aos demais critérios

Os pesos ROC são menos sensíveis às inconsistências dos julgamentos subjetivos, pois são obtidos matematicamente e requerem do decisor apenas o conhecimento da importância ordinal dos critérios. As análises de sensibilidade apresentadas nas seções anteriores demonstram que o método TOPSIS é capaz de indicar a melhor alternativa com boa margem de segurança. Por essa razão, as análises de sensibilidade para os critérios restantes são apresentadas apenas para o ranque TOPSIS+ROC, embora a metodologia permita verificá-las para todos os métodos e critérios adotados.

A duração das interrupções (DEC) é um indicador da qualidade da energia elétrica relacionado à continuidade do suprimento, tendo sido definido pelo decisor como o quarto critério decisório mais importante. Valores elevados para o DEC dos alimentadores causam impactos financeiros para a empresa, devido ao prolongamento das interrupções no suprimento e às penalidades regulatórias impostas, além de afetarem diretamente os consumidores. Portanto, os portfólios com projetos focados em melhorias nesses alimentadores devem ser preferidos. A Figura 39 apresenta a sensibilidade ao peso do critério DEC no ranque TOPSIS+ROC. O portfólio D4 é a melhor alternativa em toda a faixa, com ampla diferença de pontuação em relação à segunda opção, o portfólio D1 na faixa inicial e o portfólio D5 a partir do peso 0,32.

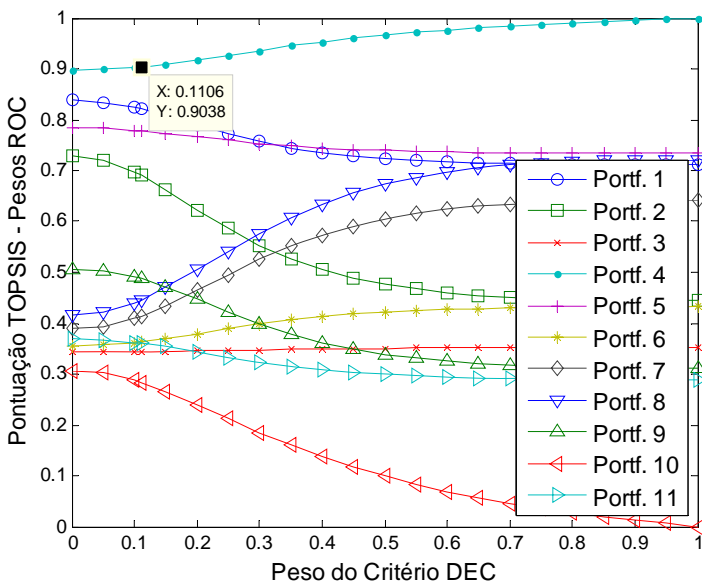


Figura 39 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao critério DEC.

O nível carregamento dos alimentadores foi definido pelo decisor como o quinto critério decisório mais importante. A priorização dos projetos nos alimentadores com maior nível de carregamento tem impactos na capacidade de suprimento e, conseqüentemente no faturamento da empresa. A análise da sensibilidade ao carregamento no ranque TOPSIS+ROC é apresentada na Figura 40 e aponta o portfólio D4 como a melhor alternativa, mesmo que o peso assuma valores bem superiores ao definido inicialmente (0,0828). Se o peso do critério de

carregamento for superior a 0,41 o portfólio D1 passa a ser a melhor opção. No entanto, a capacidade dos alimentadores geralmente suporta um certo nível de sobrecarga com relação ao valor nominal. Como os alimentadores relacionados aos projetos em análise não apresentam níveis de carregamento muito preocupantes, o peso desse critério não deve assumir maior importância no contexto do problema. Portanto, o portfólio D4 representa a melhor alternativa para a tomada de decisão.

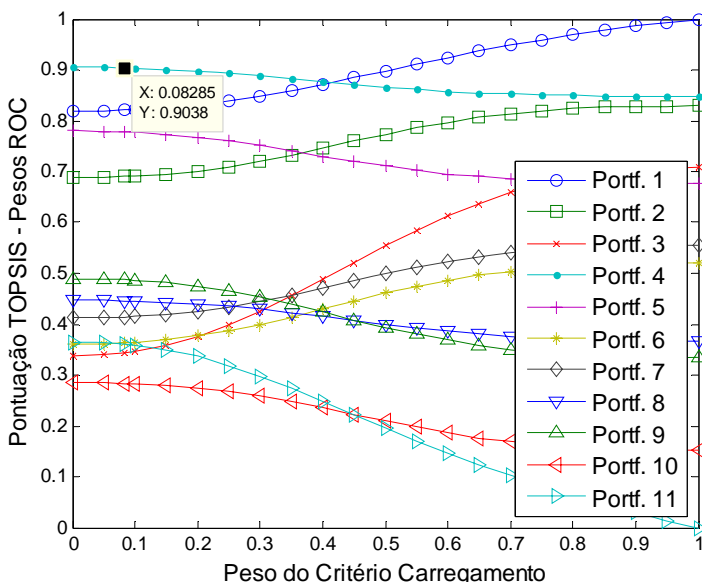


Figura 40 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao carregamento.

A duração das transgressões de tensão para níveis precários e críticos (DRPC) é um indicador da qualidade da energia elétrica associado à conformidade do produto. Dos critérios adotados no modelo de valor, o decisor definiu o DRPC como o sexto mais importante. A Figura 41 ilustra a sensibilidade do ranque TOPSIS+ROC em relação ao peso do DRPC e aponta o portfólio D4 como a melhor alternativa em uma ampla faixa de pesos, com pontuação significativamente superior à do portfólio D1, a segunda opção. Se o peso do DRPC assumir valores maiores que 0,46 o portfólio D9 passa a ser a melhor alternativa.

A queda de tensão nos alimentadores está relacionada com as características operacionais e tem impactos na eficiência do sistema de distribuição e nos indicadores da qualidade da energia. O critério queda de tensão é o sétimo na ordem de importância definida pelo decisor. A

sensibilidade do ranque TOPSIS+ROC ao critério queda de tensão recomenda o portfólio D4 como a melhor alternativa, como ilustra a Figura 42. Para pesos superiores a 0,64 o portfólio D1 é a melhor opção, e acima de 0,9 o portfólio D6 lidera o ranque.

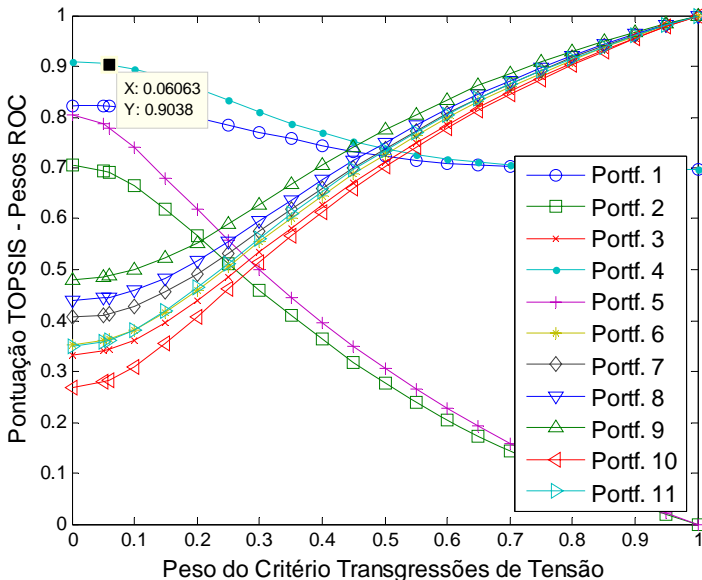


Figura 41 – TOPSIS+ROC: sensibilidade às transgressões de tensão.

As perdas de energia estão associadas às características da configuração e do desempenho do sistema de distribuição e provocam uma redução na capacidade de suprimento. A Figura 43 apresenta a sensibilidade do ranque TOPSIS+ROC em relação ao peso das perdas. O portfólio D4 é a melhor opção se o peso for menor que 0,29. Acima desse valor, os portfólios D5, D2, D6 e D3 assumem a primeira posição, dependendo do peso adotado. Em função do grau de importância assumido pelos outros critérios, o decisor atribuiu menor peso para as perdas. Mesmo que o peso desse critério assuma maior importância, o portfólio D4 permanece a melhor alternativa para a tomada de decisão.

O fator de potência nos alimentadores é um indicador da qualidade da energia elétrica e está associado à eficiência do sistema de distribuição. A Figura 44 ilustra a análise da sensibilidade do ranque TOPSIS+ROC ao peso do critério de desvio do fator de potência e aponta o portfólio D4 como a melhor alternativa. Caso o peso do critério seja maior que 0,2 o portfólio D5 é a melhor alternativa.

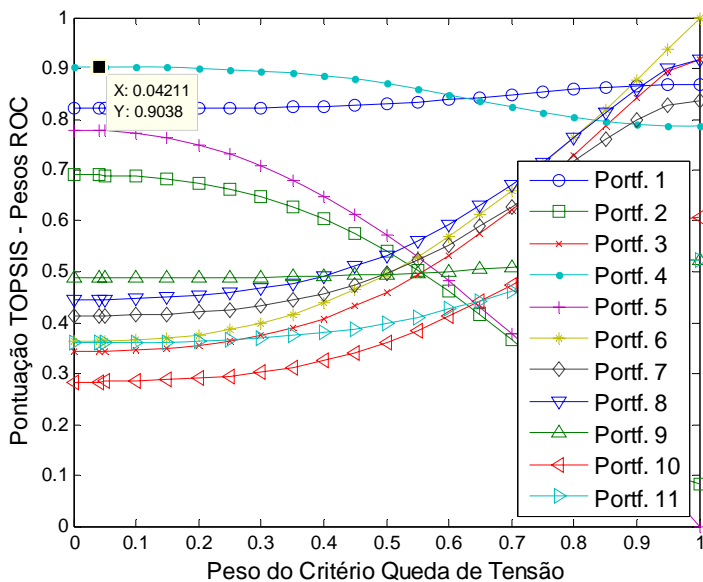


Figura 42 – TOPSIS+ROC: sensibilidade à queda de tensão.

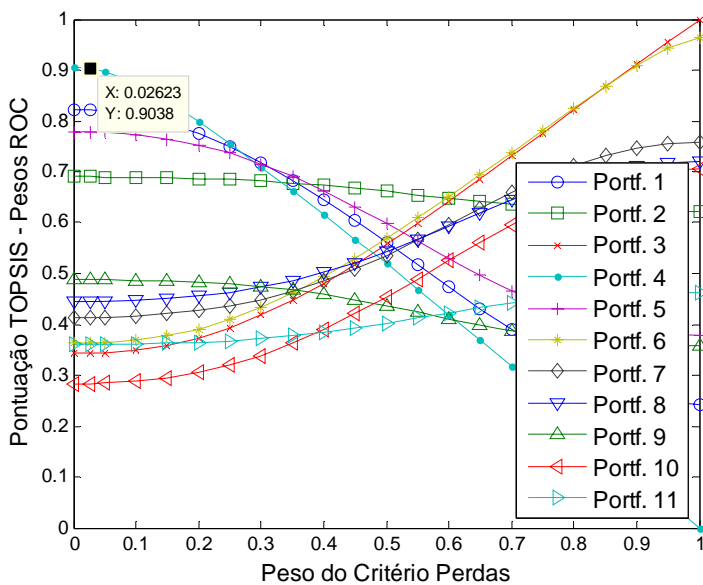


Figura 43 – TOPSIS+ROC: sensibilidade às perdas de energia.

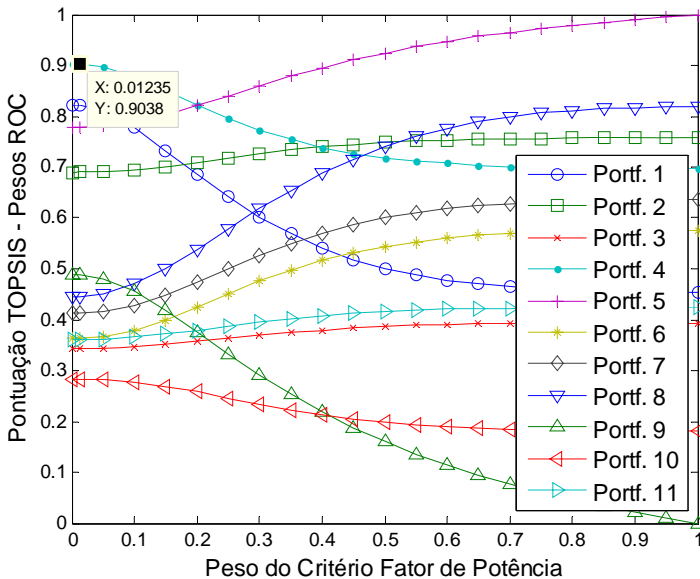


Figura 44 – TOPSIS+ROC: sensibilidade ao fator de potência.

7.5.5 Caso D: Prescrição da melhor alternativa

Os ranques SMART+AHP, TOPSIS+AHP e TOPSIS+ROC apontam o portfólio D4 como a melhor alternativa para a tomada de decisão, seguido pelo portfólio D1. Já o ranque SMART+ROC aponta o portfólio D1 como a melhor opção, porém com uma pontuação muito semelhante à do portfólio D4 e em uma região de transição entre as melhores alternativas. No entanto, as análises gráficas da sensibilidade à variação dos pesos dos critérios decisórios adotados no modelo de valor, apontam claramente o portfólio D4 como a alternativa mais atrativa.

O método TOPSIS foi capaz de melhor capturar as características do problema decisório e de apontar com maior segurança a alternativa para a tomada de decisão. A alternativa prescrita representa uma solução robusta, pois obtém uma diferença maior de pontuação em relação à segunda opção e nas análises de sensibilidade mantém a liderança no ranque em uma ampla faixa admissível para a variação do peso. Essa capacidade do TOPSIS está associada à forma de agregação vetorial das preferências do decisor e ao princípio de seleção das alternativas baseado na distância em relação às soluções ideais positiva e negativa.

O método SMART com pesos AHP indicou a mesma alternativa apontado pelo TOPSIS, embora com uma margem de segurança menor.

No entanto, o SMART indica uma situação duvidosa para a tomada de decisão, o que requer uma análise de sensibilidade mais detalhada. Isso ocorre porque a função de agregação ponderada, usada pelo método SMART, é mais dependente dos pesos dos critérios e mais sensível às inconsistências dos julgamentos subjetivos do decisor.

Caso o decisor não esteja seguro a respeito dos resultados prescritos, novas rodadas de análise multicritério podem ser executadas, considerando-se outros pesos, obtidos de diferentes ordenações para a importância dos critérios e de novas matrizes de reciprocidade. Esse processo permite uma análise ainda mais pormenorizada do problema, a fim de auxiliar o decisor na escolha da melhor alternativa e na formação de sua convicção a respeito da decisão a ser tomada.

7.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou a aplicação da metodologia proposta para a priorização dos projetos de melhorias e expansão do sistema de distribuição, cuja abordagem multiestágio permite selecioná-los e alocá-los cronologicamente nos estágios de planejamento. O modelo de decisão otimiza o valor do portfólio de projetos por meio de um algoritmo genético multiobjetivo e, *a posteriori*, faz uso de técnicas de análise multicritério da decisão para seleção da melhor alternativa. Os critérios decisórios incluem os impactos financeiros dos projetos e os indicadores operacionais e da qualidade da energia elétrica do sistema de distribuição. As restrições envolvem a disponibilidade orçamentária e as relações de condicionamento e excludência entre os projetos. Os estudos de casos apresentados demonstraram a importância da consideração dos aspectos operacionais e da qualidade da energia como critérios de valor no modelo de decisão, alterando a composição dos portfólios e a prioridade dos projetos no horizonte de planejamento.

O algoritmo NSGA-II apresentou desempenho satisfatório, pois obteve boa diversidade e dispersão das soluções na fronteira Pareto-Ótima, com tempo de processamento compatível aos problemas de planejamento. Em todos os casos analisados, as soluções convergiram para os pontos das fronteiras de referência. Os métodos SMART e TOPSIS forneceram os ranques dos portfólios, associados aos pesos baseados na importância ordinal dos critérios (ROC) e nos julgamentos da preferência entre os pares de critérios (AHP). As análises gráficas da sensibilidade às variações nos pesos dos critérios permitiram verificar a robustez das soluções e indicar a melhor alternativa para a tomada de decisão.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresenta as conclusões finais a respeito da metodologia desenvolvida e aponta algumas sugestões para trabalhos futuros no escopo da pesquisa.

8.1 CONCLUSÕES

O planejamento do sistema de distribuição é um componente essencial para atender ao crescimento da demanda, tanto do ponto de vista da qualidade técnica como das questões financeiras envolvidas. A pesquisa acadêmica tem envidado esforços no sentido de disponibilizar várias metodologias, modelos analíticos, técnicas de otimização e ferramentas computacionais para tratar as diversas questões do planejamento da distribuição em geral, e o problema de priorização de projetos de forma específica. Este trabalho discutiu as abordagens para o planejamento da distribuição e suas relações com os principais aspectos do desempenho operacional e da qualidade da energia elétrica, especialmente do ponto de vista regulatório, buscando fundamentar a importância da conjugação dessas questões no desenvolvimento de uma metodologia para a priorização dos projetos de melhoria e expansão do sistema. Embora essenciais, os estudos de planejamento efetuados de forma localizada não garantem a otimização do conjunto de projetos a ser selecionado para o plano de expansão corporativo, tema que tem sido motivo de preocupação das empresas. As distribuidoras têm percebido a necessidade de modelos formais e cientificamente embasados para priorizar seus projetos, pois apresentam um complexo problema orçamentário e de gestão do portfólio corporativo. As questões identificadas na revisão da literatura e no estado da arte sugerem que a gestão do portfólio de projetos, aplicada ao problema de planejamento da distribuição, é um tema de grande relevância e constitui-se em um campo emergente para a pesquisa acadêmica.

A priorização dos projetos de distribuição é um problema decisório que envolve o tratamento de diversos critérios técnicos, custos elevados, interesses públicos e metas regulatórias. Nas distribuidoras, o desafio atual é a melhoria da qualidade da energia, a busca da eficiência energética e a otimização operacional da infraestrutura elétrica, aliadas à redução dos custos e obtenção de resultados financeiros satisfatórios. A conjugação desses aspectos no planejamento é uma forma de assegurar a seleção estratégica dos investimentos no sistema de distribuição e de evitar problemas operacionais futuros. Para que os ganhos sejam

significativos, é necessária uma forma eficiente de otimização do portfólio, tal que permita a avaliação simultânea dos atributos dos projetos, em função da disponibilidade orçamentária e dos aspectos cronológicos para o período de planejamento. A otimização do portfólio em nível corporativo permite ajustar os níveis orçamentários, alocando os recursos disponíveis nas unidades gerenciais que proponham os projetos com maior potencial de valor para a empresa. Essa abordagem de gestão do portfólio é particularmente útil para aplicação à estrutura regionalizada das distribuidoras, pois a dotação orçamentária por área e baseada em montantes históricos não assegura a alocação eficiente e estratégica dos recursos.

No entanto, a literatura especializada ainda não oferece uma abordagem que permita tratar desde a proposição dos projetos até a seleção do portfólio, ou uma forma clara de integrar, em um modelo analítico, a avaliação dos projetos e a otimização do portfólio com o planejamento estratégico. Embora o tema central da gestão do portfólio seja a seleção ótima dos projetos, poucas ferramentas disponíveis adotam as melhores técnicas ou oferecem modelos analíticos formais e algoritmos adequados para tratamento dos problemas específicos das empresas. Muitas ferramentas genéricas não proporcionam os resultados prometidos ou esperados, e podem não melhorar a qualidade das decisões. Uma ferramenta eficiente para a gestão do portfólio de projetos deve ter sua metodologia desenvolvida em torno dos requisitos e objetivos do negócio da empresa, considerando os seus processos, segmentos de consumidores e fatores específicos do setor ao qual pertence. A questão que surge é como tornar essa análise tratável por um modelo analítico viável, eficiente e cientificamente embasado, objetivo para o qual a metodologia proposta pretende contribuir.

O modelo de decisão proposto para a priorização dos projetos de distribuição é estruturado em duas etapas integradas e sequenciais. A primeira etapa é constituída pelo processo usual de planejamento, previamente executado pelas distribuidoras, responsável pela proposição de um conjunto de projetos para melhoria e expansão dos sistemas regionais. Uma contribuição deste trabalho é a incorporação da segunda etapa, composta por um modelo de valor, cuja função é priorizar os projetos regionais e otimizar o portfólio corporativo da distribuidora. Essa estrutura permite que os especialistas contribuam no processo decisório, de acordo com suas áreas de conhecimento, funções e responsabilidades. Os agentes da área técnica podem assegurar que os estudos elétricos capturem a compreensão sobre como e quais projetos devem ser propostos, e determinar de que forma e o quanto eles podem

afetar o desempenho do sistema de distribuição. Por outro lado, os agentes decisores podem definir os critérios adequados para avaliar os atributos dos projetos e fazer os julgamentos necessários para especificar os parâmetros do modelo de apoio à decisão.

O modelo analítico é focado no valor e prioriza os projetos de forma sistêmica, considerando a disponibilidade orçamentária da empresa e um horizonte de planejamento multiestágio. Os atributos de valor envolvem os custos e benefícios dos projetos. Os custos são os investimentos necessários para execução dos projetos. Os benefícios financeiros são decorrentes do suprimento de energia e da redução potencial nos custos das perdas elétricas e das penalidades por transgressões regulatórias. Os atributos técnicos estão relacionados ao número de consumidores e aos indicadores operacionais e da qualidade da energia elétrica. A condição operacional é verificada pelos níveis de carregamento, queda de tensão e perdas nas instalações elétricas. A qualidade da energia está associada aos indicadores regulatórios de continuidade do serviço e conformidade do produto. Quanto à continuidade são considerados os indicadores de frequência e duração das interrupções do suprimento. A conformidade envolve os indicadores de duração das transgressões de tensão e o fator de potência.

A natureza multiobjetivo de muitos problemas reais, e a capacidade para interpretá-los e resolvê-los de forma inteligente, tem levado a um crescente interesse no uso de técnicas meta-heurísticas. Os algoritmos meta-heurísticos são apropriados para otimização dos problemas combinatórios com amplo espaço de busca, especialmente quando não é possível a obtenção de um modelo analítico para solução por meio das técnicas matemáticas tradicionais. A otimização dos portfólios apresenta essas características, pois requer a negociação simultânea de diversos critérios para a seleção e alocação cronológica dos projetos em um horizonte multiestágio, de acordo com restrições do problema. A literatura destaca o algoritmo genético multiobjetivo NSGA-II pela sua capacidade de encontrar uma boa diversidade e distribuição das soluções na fronteira Pareto-Ótima e de obter uma convergência mais próxima da fronteira de referência, com menor complexidade computacional em relação aos seus similares.

O modelo analítico proposto, formulado por meio de programação matemática binária, faz uso do algoritmo NSGA-II para maximizar o valor dos portfólios, em função dos objetivos e restrições do problema. No algoritmo genético, os portfólios são representados por cromossomos binários, cujos genes codificam as variáveis relativas aos projetos selecionados e aos estágios do horizonte de planejamento em

que são alocados. O resultado é um conjunto de soluções Pareto-Ótimas, consideradas os portfólios eficientes.

A solução dos problemas decisórios pode envolver o uso tanto de técnicas de otimização como de métodos de análise multicritério, já que o resultado final deve ser o ponto ótimo que melhor se ajuste às preferências do decisor. Como a otimização multiobjetivo fornece um conjunto de portfólios Pareto-Ótimos, a metodologia faz uso adicional de um conjunto de métodos de análise multicritério, capazes de auxiliarem na escolha da melhor alternativa para a tomada de decisão, segundo as preferências dos decisores. Os procedimentos formais e sistemáticos da análise multicritério aumentam a credibilidade dos resultados e favorecem a implantação daquelas alternativas recomendadas como as mais convenientes.

Os métodos de análise multicritério disponíveis são similares na abordagem dos problemas decisórios e geralmente apresentam desempenho satisfatório, mas diferem na forma de mensuração, ponderação e agregação das preferências dos decisores. A revisão da literatura no campo da análise da decisão permitiu destacar os métodos e técnicas mais adequados ao problema de seleção do portfólio de projetos para o sistema de distribuição. Alguns métodos, como o SMART e TOPSIS são mais apropriados para pontuar e ranquear as alternativas em processos decisórios recorrentes e, quando incorporados a ferramentas computacionais, permitem análises sistemáticas em diferentes condições e cenários. Esses métodos são fundamentados por conceitos rigorosos e bem formalizados e permitem resultados axiomáticos sólidos. Eles adotam técnicas de pontuação e funções de agregação robustas, cuja aplicação tem demonstrado ser extremamente prática e confiável.

A forma de estruturação do problema decisório, adotada pelos métodos SMART e TOPSIS é uma vantagem adicional, pois permite a incorporação do “pensamento focado no valor”. Essa premissa oferece uma base formal para a construção de um modelo mais adequado a um processo de planejamento que envolva decisões estratégicas, como é o caso da seleção do portfólio de projetos. No modelo de valor proposto, os portfólios Pareto-Ótimos, previamente obtidos pelo algoritmo NSGA-II, são posteriormente analisados e ranqueados pelos métodos SMART e TOPSIS, usando dois conjuntos de pesos para os critérios, elicitados a partir do conhecimento especialista e das preferências dos decisores. Essa abordagem auxilia na análise de um espectro mais amplo de alternativas, podendo levar a escolhas que produzam resultados mais desejáveis, para melhor justificar e legitimar as decisões.

O método AHP permite a obtenção de um conjunto de pesos por meio da análise simultânea de vários aspectos do problema decisório, onde comparações semânticas medem a força das preferências dos decisores entre os pares de critérios, em uma estrutura hierárquica multinível. O processo de julgamento semântico é simplificado e oferece uma interação mais natural com os decisores. A determinação de um índice de consistência dos julgamentos confere maior segurança na obtenção dos pesos dos critérios. No entanto, como os pesos são dependentes do método de elicitação adotado, e não há concordância na literatura sobre qual produz os resultados mais precisos, é importante adotar um segundo conjunto de pesos para assegurar que o modelo multicritério aponte as melhores alternativas.

O uso de pesos sintéticos aproximados reduz a subjetividade do processo, proporcionando soluções praticamente tão confiáveis como aquelas obtidas pelos pesos exatos. A revisão da literatura sugere que o método do centroide (ROC) apresenta uma excelente relação entre facilidade de obtenção dos pesos aproximados e eficácia na seleção da melhor alternativa, constituindo-se em uma ferramenta prática para uso nos modelos multicritérios. Os pesos ROC são calculados a partir do ranque da preferência ordinal dos critérios, informação na qual o decisor geralmente tem mais segurança e confiança. No modelo proposto, os conjuntos de pesos ROC e AHP são incorporados aos métodos SMART e TOPSIS para obter as pontuações das atividades dos portfólios. Os pesos ROC permitem balizar os resultados obtidos pelos pesos AHP, pois geralmente indicam a mesma alternativa e, quando não convergem, as opções selecionadas apresentam pontuações muito semelhantes, como demonstram os estudos de casos. As análises de sensibilidade em relação à variação dos pesos permitem verificar a robustez das soluções em diferentes cenários decisórios.

Os estudos de casos descrevem em detalhes a aplicação dos diversos estágios e etapas da metodologia proposta e proporcionam uma validação numérica do modelo desenvolvido. Os problemas analisados envolvem diferentes objetivos, critérios de otimização, horizontes de planejamento e níveis orçamentários, em um contexto realístico. O algoritmo NSGA-II compõe e otimiza os portfólios, segundo os critérios, objetivos e restrições adotados em cada caso. Para validar os resultados, a fronteira de Pareto obtida é comparada a uma fronteira de Referência, determinada por um algoritmo genético mono-objetivo iterativo, usando uma função aditiva ponderada. O algoritmo apresenta desempenho satisfatório, pois obtém boa diversidade e dispersão das soluções na fronteira Pareto-Ótima, com tempo de processamento

compatível aos problemas de planejamento. Em todos os casos analisados, as soluções convergem para os melhores pontos das fronteiras de referência.

Nos estudos de casos, os métodos SMART e TOPSIS, associados aos pesos ROC e AHP, fornecem quatro ranques para a atratividade dos portfólios. Os resultados obtidos são comparados para demonstrar as diferenças entre os conceitos de cada método. O TOPSIS é capaz de melhor capturar as características do problema decisório e de apontar com maior margem de segurança a melhor alternativa para a tomada de decisão. A alternativa prescrita representa um portfólio robusto, pois obtém maior diferença de pontuação em relação à segunda opção e, nas análises gráficas da sensibilidade, mantém a liderança no ranque em uma ampla faixa admissível para a variação dos pesos dos critérios. Essa capacidade do TOPSIS está associada à forma de agregação vetorial das preferências do decisor e ao princípio de seleção das alternativas baseado na distância Euclidiana em relação às soluções ideais (positiva e negativa). O SMART com pesos AHP indicou a mesma alternativa apontada pelo TOPSIS, embora com uma margem de segurança menor. No entanto, o SMART com pesos ROC indica uma situação duvidosa para a tomada de decisão, o que requer uma análise de sensibilidade mais detalhada. Isso ocorre porque a função de agregação ponderada usada pelo SMART tenta maximizar a atratividade global dos portfólios, sendo mais dependente dos pesos dos critérios e, portanto, mais sensível às inconsistências dos julgamentos do decisor. Enquanto o TOPSIS busca o balanceamento das soluções positivas e negativas de forma mais cuidadosa e conservadora, o SMART adota somente a maximização da atratividade das soluções positivas.

Caso o decisor não esteja seguro quanto aos resultados prescritos, novas análises podem ser executadas, considerando pesos obtidos a partir de diferentes ordenações para a importância dos critérios e de novas matrizes de julgamentos. Os estudos de cenários permitem indicar o quanto de benefício adicional pode ser obtido (ou perdido) para diferentes condições de planejamento, proporcionando uma base para a construção de diversos casos de negócios, em função das alternativas disponíveis. O modelo é flexível e permite analisar diferentes conjuntos de projetos e objetivos para a otimização dos portfólios, considerar vários estágios de planejamento e diversos perfis de disponibilidade orçamentária, taxas de atratividade do capital e limites para os indicadores da qualidade da energia. A exploração e a comparação das vantagens técnicas e financeiras dos portfólios fornecem informações

que auxiliam o decisor na prospecção das melhores alternativas e na formação de sua convicção a respeito da decisão a ser tomada.

A metodologia desenvolvida buscou simplificar o problema decisório dividindo-o em diferentes módulos e etapas, de forma que os decisores possam chegar a uma solução alinhada às estratégias da empresa. A abordagem é aderente à forma como as distribuidoras tomam suas decisões, pois incorpora o conhecimento especialista e as preferências dos decisores, não impondo mudanças nos processos correntes e na cultura da empresa. Os módulos e etapas asseguram que as decisões são tomadas pelos decisores e não no lugar deles. Os critérios de decisão precisam atender não somente os objetivos financeiros da empresa, mas também a outros requisitos técnicos e regulatórios. Dessa forma, o modelo de decisão prioriza os projetos que justifiquem seus custos, frente aos benefícios técnicos e financeiros.

Embora nenhum modelo seja capaz de captar todos os aspectos de um problema real, várias modificações e melhorias foram desenvolvidas e analisadas até chegar-se ao formato final apresentado, considerado abrangente. Desenvolvidos em um contexto realístico, os estudos de casos permitem comprovar a hipótese adotada no desenvolvimento da metodologia, pois demonstram a importância da consideração dos aspectos operacionais e da qualidade da energia como critérios de decisão no modelo proposto, alterando a prioridade dos projetos no horizonte de planejamento e permitindo a composição de portfólios corporativos com maior valor agregado.

8.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

O modelo de decisão proposto capta alguns aspectos essenciais do problema de priorização de projetos e otimização do portfólio corporativo de uma distribuidora de energia elétrica. Entretanto, algumas considerações adicionais, que vão além do escopo deste trabalho, podem ser abordadas em pesquisas futuras, tais como:

- A incorporação de outros critérios de valor ao modelo. Esses critérios adicionais poderiam envolver alguns indicadores da qualidade da energia cujos padrões de conformidade ainda não foram estabelecidos pelo Agente Regulador, como harmônicas, variações de tensão de curta duração, transitórios, desequilíbrio de tensões, entre outros. Aspectos qualitativos associados aos impactos socioambientais permitiriam auxiliar na avaliação dos projetos;

- Os impactos nos custos operacionais e de manutenção da infraestrutura elétrica, ao longo do horizonte de planejamento, também poderiam ser incluídos no modelo de seleção dos projetos. Programas de redução das perdas e de manutenção preventiva poderiam ser considerados como diferentes tipos de projetos a serem selecionados para os portfólios;
- O uso de outros métodos de avaliação econômica dos projetos daria uma melhor sinalização financeira para o valor dos portfólios. Entretanto, esses métodos devem envolver uma análise pormenorizada do fluxo de caixa da empresa e do valor das oportunidades de investimentos no mercado financeiro;
- O modelo de valor poderia incluir a análise dos riscos na seleção dos projetos e envolver as incertezas associadas aos dados e cenários de planejamento;
- A adoção de outras técnicas de elicitação dos pesos dos critérios e de agregação das preferências possibilitaria uma análise mais abrangente dos julgamentos e preferências dos decisores;
- Uma validação mais ampla da metodologia, considerando diferentes tipos de projetos em condições reais de planejamento, forneceria informações adicionais sobre os pontos fortes e deficiências do modelo e permitiria seu aperfeiçoamento;
- A extensão da metodologia, envolvendo as fases de proposição e execução dos projetos, comporia uma ferramenta completa e integrada de planejamento da distribuição e de apoio à decisão.

REFERÊNCIAS

- ABDEL-GALIL, T. K.; EL-SAADANY, E. F.; SALAMA, M. M. A. (2002). **Power quality assessment in deregulated power systems**. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, v. 2, p. 952-958, 2002.
- ABDEL-GALIL, T. K.; EL-SAADANY, E. F.; SALAMA, M. M. A. (2001). **Effect of new deregulation policy on power quality monitoring and mitigation techniques**. IEEE Transmission and Distribution Conference and Exposition, v. 1, p. 554-560, Atlanta, 2001.
- ABRACE (2005). Associação Brasileira dos Grandes Consumidores de Energia. **Contribuições à audiência pública 001/2005**. Disponível: <http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/audiencia/arquivo/2005/001/apresentacao/abrace.pdf>. Acesso: 03/02/2005
- ABREU, A.; CASTELLANO, B. (2006). **Power quality site survey process for regulated electricity market**. IEEE Latin America Transmission & Distribution Conference and Exposition, p. 1-6, Caracas, 2006.
- AGUIAR, L. H. (2005). **Paradigmas de Planejamento Tradicionais Versus Competitivos**. Artigo Interno. Florianópolis: Labplan, UFSC, 2005.
- AHMADI, M.; YOUSEFI, A.; SOROUDI, A.; EHSAN, M. (2008). **Multi objective distributed generation planning using NSGA-II**. IEEE 13th International Power Electronics and Motion Control Conference, p. 1847-1851, 2008.
- ALFARES, H. K.; DUFFUAA, S. O. (2004). **Determining criteria weights as a function of their ranks in multiple-criteria decision making**. 2nd Conference on Administrative Sciences, Dhahran, Saudi Arabia, p. 77-83, April, 2004.
- ALMEIDA FILHO, A. (2003). **Priorização de Investimentos em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica de Baixa Tensão**. Dissertação de Mestrado em Regulação da Indústria de Energia. Salvador: Universidade de Salvador, 2003.
- ALVARADO, J. M.; ALVARADO, E. V.; ARÉVALO, M. A.; QUITUISACA, S. P.; GOMEZ, J. F.; OLIVEIRA, P. M. (2009). **Ant colony systems application for electric distribution network planning**. 15th International Conf. on Intelligent System Applications to Power Systems (ISAP), 6 p., Curitiba, Nov., 2009.
- ALVES, M. F.; COSTA J. G.; FONSECA, V. R. C. (2003). **Impacto econômico do afundamento de tensão na indústria: uma metodologia aplicada a grandes redes elétricas**. V Seminário Brasileiro sobre Qualidade de Energia Elétrica, p. 150-156, Aracajú, 2003.
- ANEEL (2000). Agência Nacional de Energia Elétrica. **Resolução Normativa número 456, de 29 de novembro de 2000**. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br>. Acessado em 29/01/2010.
- ANEEL (2004). Agência Nacional de Energia Elétrica. **Resolução Normativa número 57, de 12 de abril de 2004**. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br>. Acesso em 29/01/2010.

ANEEL (2012). Agência Nacional de Energia Elétrica. **PRODIST – Procedimentos de distribuição de energia elétrica no Sistema Elétrico Nacional**, 2012. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br>. Acesso em 09/10/2012.

ANIS IBRAHIM, W. R.; MORCOS, M. M. (2002). **Artificial intelligence and advanced mathematical tools for power quality applications: a survey**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 17, n. 2, p. 668-673, Apr., 2002.

ANIS IBRAHIM, W. R.; MORCOS, M. M.; KREISS, D. G. (1999). **An adaptive neuro-fuzzy intelligent tool and expert system for power quality analysis – part I: an introduction**. IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, v. 1, p. 493-498, Edmonton, 1999.

ANTUNES, A. U. (1999). **Metodologia para Planejamento Agregado de Investimentos em Redes de Distribuição Secundárias**. Dissertação de Mestrado. São Paulo: Escola Politécnica - Universidade de São Paulo, 1999.

ANTUNES, A.U.; KAGAN, N.; BURGOS, A.M. (2004). **Metodologia para Priorização de Projetos de Investimentos para os Vários Níveis de Tensão de uma Empresa Distribuidora de Energia Elétrica**. Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica, p. 463-477, Brasília, 2004.

AOKI, K.; NARA, K.; SATOH, T.; KITAGAWA, M.; YAMANAKA, K. (1990). **New approximate optimization method for distribution system planning**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 5, n. 1, p. 126-132, 1990.

ARANGO, H.; ABREU, J. P. G.; BONATTO, B. D.; TAHAN, C. M. V.; KAGAN, N.; GOUVÊA, M. R. (2008). **Modeling the influence of power quality on the creation of market value**. 13th International Conference on Harmonics and Quality of Power, p. 1-5, Wollongong, 2008.

ARANGO, H.; DOMINGUES, E. G.; POLICARPO, J.; ABREU, G.; CAMPOSILVAN, D. M. (2002). **Applying real options methodology to value electrical power quality projects**. 10th International Conference on Harmonics and Quality Power, v. 1, p. 385-389, 2002.

ARANGO, T. P. L.; SCHMIDT, H. P.; MÉFFE, A.; HAGE, F. S. E. (2008). **Avaliação do impacto de cargas perturbadoras nas redes de distribuição secundária e primária**. VIII Conferência Internacional de Aplicações Industriais, 6 p., Poços de Caldas, Ago., 2008.

ARRILLAGA J., BOLLEN, M. H. J. e WATSON, N. R. (2000). **Power quality following deregulation**. Proceedings of the IEEE. Invited paper, v. 88, n. 2, p. 246-261, 2000.

ÁVILA, S. L. (2006). **Otimização multiobjetivo e análise de sensibilidade para concepção de dispositivos: síntese de antenas refletoras para comunicação via satélite**. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2006.

- BALTAZAR, A. C. S. (2007). **Qualidade da energia no contexto da reestruturação do setor elétrico brasileiro**. Dissertação de Mestrado. São Paulo: Universidade do Estado de São Paulo, 2007.
- BANA E COSTA, C. A.; STEWART, T. J.; VANSNICK, J. C. (1997). **Multicriteria decision analysis: some thoughts based on the tutorial and discussions sessions of the ESIGMA meetings**. European Journal Of Operational Research, v. 99, n. 1, p. 28-37, 1997.
- BANA E COSTA, C. A.; VANSNICK, J. C. (1994). **Macbeth: an interactive path towards the construction of cardinal value functions**. International Transactions in Operational Research, v. 1, n. 4, p. 489-500, 1994.
- BARRETO, J. M. (2001). **Inteligência artificial no limiar do século XXI: uma abordagem híbrida, simbólica, conexionista e evolutiva**. Florianópolis: Edição do autor, 3 ed., 2001.
- BARRON, F. H. (1992). **Selecting a Best multi-attribute alternative with partial information about attribute weights**. Acta Psychologica, n. 80, p. 91-103, 1992.
- BARRON, F. H.; BARRETT, B. E. (1996). **Decision quality using ranked attribute weights**. Management Science, vol. 42, nr. 11, p. 1515-1523, Nov., 1996.
- BAYKASOGLU, A.; OWEN, S.; GINDY, N. (1999). **A taboo search based approach to find the Pareto optimal set in multiple objective optimization**. Engineering Optimization, v. 31, n. 6, p. 731-748, 1999.
- BELTON, V.; STEWART, T. (2002). **Multiple criteria decision analysis: an integrated approach**. London: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- BILLINTON, R.; ALLAN, R. N. (1988). **Reliability assessment of large electric power systems**. Norwell, MA: Kluwer, 1988.
- BINGHAM, R. P. (1998). **Sags and swells**. Dranetz Technologies Inc. 1998. Disponível em: <http://edi-main.dranetz-bmi.com/dbmisiite12-01/pdf/sags-swells.pdf>. Acesso em 05/02/2010.
- BLANCHARD, M.; DELORME, L.; SIMARD, C.; NADEAU, Y. (1996). **Experience with optimization software for distribution system planning**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 11, n. 4, p. 1891-1898, November, 1996.
- BOLLEN, M. H. J. (1993). **Method for reliability analysis of industrial distribution systems**. IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution, v. 140, n. 6, p. 497-502, Nov., 1993.
- BOLLEN, M. H. J. (1996). **Voltage sags: effects, mitigation and prediction**. Power Engineering Journal, p. 129-135, June, 1996.
- BOLLEN, M. H. J. (2000). **Understanding power quality problems: voltage sags and interruptions**. IEEE Press, 2000.

- BOLLEN, M.; ZHANG, L. (2003). **Different methods for classification of three-phase unbalanced voltage dips due to faults**. Electric Power Systems Research, n. 66, p. 59-66, 2003.
- BORCHERDING, K. S.; SCHMEER, S.; WEBER, M. (1995). **Biases in multiattribute weight elicitation**. Contributions to decision making, J. P. Caverni, M. Bar-Hillel, F. H. Barron, and H. Jungermann (Eds.), Elsevier, 1995.
- BOUCHARD, D. E.; SALAMA, M. M. A.; CHIKHANI, A. Y. (1994). **Optimal distribution feeder routing and optimal substation sizing and placement using evolutionary strategies**. IEEE, p. 661-664, 1994.
- BOUCHARD, D. E.; SALAMA, M. M. A.; CHIKHANI, A. Y. (1995). **Optimal feeder routing and optimal substation sizing and placement using guided evolutionary simulated annealing**. IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, v. 2, p. 688-691, Montreal, 1995.
- BOULAXIS, N. G.; PAPADOPOULOS, M. P. (2002). **Optimal feeder routing in distribution system planning using dynamic programming technique and GIS facilities**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 17, n. 1, p. 242-247, Jan., 2002.
- BRANCHER, D. L. (2008). **Monitoração da qualidade de energia elétrica em consumidores industriais e comerciais**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2008.
- BRANS, J. P.; VINCKE, P. (1985). **A preference ranking organization method: the PROMETHEE method for MCDM**. Management Science, n. 31, v. 6, p. 647-656, 1985.
- BRAUNER, G.; ZOBEL, M. (1994). **Knowledge based planning of distribution networks**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 9, n. 2, p. 942-948, 1994.
- BRAZ, H. D. M.; SOUZA, B. A.; ALVES, H. N. (2004). **Programação Evolutiva para Planejamento da Expansão de Redes de Distribuição**. Proceedings of the IEEE Latin America Transmission & Distribution. São Paulo, 2004.
- BRIGATTO, G. A. A. (2011). **Modelo de decisão multiobjetivo para a busca de estratégias ótimas de inserção de empreendimentos em geração distribuída**. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 2011.
- BROOKS, D. L.; DUGAN, R. C.; WACLAWIAK, M.; SUNDARAM, A. (1998). **Indices for assessing utility distribution system rms variation performance**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 13, n. 1, p. 254-259, Jan., 1998.
- BROWN, R. E. (2002-a) **Electric Power distribution reliability**. New York: Marcel Dekker, 2002.
- BROWN, R. E. (2002-b). **System reliability and power quality: performance-based rates and guarantee**. IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, v. 2, p. 784-787, Chicago, Jul., 2002.

BROWN, R. E.; BURKE, J. J. (2000). **Managing the risk of performance based rates**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 15, n. 2, p. 893-898, May, 2000.

BROWN, R. E.; MARSHALL, M. (2000). **Budget constrained planning to optimize power system reliability**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 15, n. 2, p. 887-892, May, 2000.

BURGOS, M. A.; ANTUNES, A. U.; KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B.; GOUVEA, M. R.; VASCONCELOS, G. F. (2005). **Methodology of investments for medium voltage networks and improvement of reliability indices**. 18th International Conference on Electricity Distribution, 5 p., Turin, Jun., 2005.

BURKE, J. J.; GRIFFITH, D. C.; WARD, D. J. (1990). **Power quality – two different perspectives**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 5, n. 3, p. 1501-1513, Jul., 1990.

CAMANHO, R. (2009). **A difícil arte da priorização de projetos**. PontoGP - Gerenciamento de Projetos. Disponível em: <http://pontogp.wordpress.com/2009/01/28/a-dificil-arte-da-priorizacao-de-projeto/>. Acesso em 02.09.2009.

CARAMIA, P.; CARPINELLI, G.; RUSSO, A.; VERDE, P. (2006). **Power quality assessment in liberalized market: probabilistic system indices for distribution networks with embedded generation**. 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS'2006), p. 1-6, Stockholm, Jun., 2006.

CARDIN, L. (2008). **SaaS-based tools lower barriers to PPM success**. Forrester Research Inc., 2008. Disponível em: http://www.powersteeringsoftware.com/pdfs/Forrester_20080410.pdf. Acesso em 16/09/2009.

CARRANO, E. G.; NETO, O. M.; TAKAHASHI, R. H. C. (2004). **Algoritmos genéticos aplicados ao projeto e planejamento de expansão de redes de distribuição de energia elétrica**. Anais do XV Congresso Brasileiro de Automática (CBA), Gramado, p. 1-6, 2004.

CARVALHO, P. M. S.; FERREIRA, L. A. F. M. (2004). **Urban distribution network investment criteria for reliability adequacy**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 19, n. 2, p. 1216-1222, May, 2004.

CARVALHO, P. M. S.; FERREIRA, L. A. F. M. (2005). **Distribution quality of service and reliability optimal design: individual standards and regulation effectiveness**. IEEE Trans. on Power Systems, v. 20, n. 4, p. 2086-2092, Nov., 2005.

CARVALHO, P. M. S.; FERREIRA, L. A. F. M.; LOBO, F. G.; BARRUNCHO, L. M. F. (2000). **Distribution Network Expansion Planning Under Uncertainty: A Hedging Algorithm in an Evolutionary Approach**. IEEE Transactions on Power Delivery, v.15, n. 1, p. 412-416, 2000.

CARVALHO, P. M. S.; FERREIRA, L. A. F. M.; LOBO, F. G.; BARRUNCHO, L. M. F. (1998). **Optimal distribution network expansion planning under uncertainty by evolutionary decision convergence**. Electrical Power & Energy Systems, v. 20 n. 2, p. 125-129, 1998.

- CASTRO, R. E. (2001). **Otimização de estruturas com multiobjetivos via algoritmos genéticos**. Tese de Doutorado. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro (COPPE), 2001.
- CEBRIAN, J. C.; CAMILO, L.; KAGAN, N.; MATSUO, N. M.; ARANGO, H. (2005). **Consideration of voltage sags disruption risks in distribution planning studies**. 18th International Conf. on Electricity Distribution, 4 p., Turin, Jun., 2005.
- CELLI, G.; PILO, F.; PISANO, G. (2004). **Optimal distribution network planning with stochastic assessment of voltage dips**. 8th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, p. 801-806, Sep., 2004.
- CERQUEIRA, A. S.; DUQUE, C. A.; RIBEIRO, M. V.; TRINDADE, R. M. (2006). **Sistema digital de detecção e classificação de eventos de qualidade de energia**. IEEE Latin America Transactions, v. 4, n. 5, p. 342-349, Set., 2006.
- CHAPEL, S. W. (2007). **Utility project portfolios can be managed with modern tools**. Natural Gas & Electricity, p. 12-16, October, 2007.
- CHIBA, K.; OBAYASHI, S.; NAKAHASHI, K.; MORINO, H. (2005). **High fidelity multidisciplinary design optimization of wing shape for regional Jet aircraft**. 3rd International Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Guanajuato: Springer, Lecture Notes in Computer Science, v. 3410, p. 621-635, March, 2005.
- CHOI, J. H.; PARK, C. H.; CHAE, W. K.; JANG, S. I.; KIM, K. H.; PARK, J. K. (2005). **An improved investment priority decision method for the electrical facilities considering reliability of distribution networks**. IEEE Power Engineering Society General Meeting, v. 3, p. 2185-2191, 2005.
- CHOWDHURY, A. A.; KOVAL, D. O. (2004). **Current practices and customer value-based distribution system reliability planning**. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 40, n. 5, p. 1174-1182, 2004.
- CHURCHMAN, C. W.; ACKOFF, R. L. (1954). **An approximate measure of value**. Journal of Operations Research Society of America, n. 2(1), p. 172-187, 1954.
- CIGRÉ (2004). **Power quality indexes and objectives – final work group report**. Cigré Joint Work Group C4.07 – Cired, 2004.
- COELHO, J. (2004). **Planejamento e operação de sistemas elétricos de distribuição**. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica, julho, 2004.
- COELHO, J.; PARADA, G. M. O.; KNOLSEISEN, A. B. (2002). **Uma Proposta Prática de Regulamentação da Qualidade de Serviços em Sistemas de Distribuição**. Anais do IX Congresso Brasileiro de Energia (CBE), v. I, p. 445-453, Rio de Janeiro, 2002.

- COELLO COELLO, C. A. (2006). **Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the Field**. IEEE Computational Intelligence Magazine, v. 1, n. 1, p. 28-36, February, 2006.
- COELLO COELLO, C. A. (1998). **Two new GA-based methods for multi-objective optimization**. Civil Engineering Systems, v. 15, n. 3, p. 207-243, 1998.
- COELLO COELLO, C. A.; CRUZ CORTÉZ, N. (2005). **Solving multi-objective optimization problems using an artificial immune system**. Genetic Programming and Evolvable Machines, v. 2, p. 163-190, June, 2005.
- CONRAD, L.; LITTLE, K., GRIGG, C. (1991). **Predicting and preventing problems associated with remote fault-clearing voltage dips**. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 27, n. 1, 1991.
- COSSI, A. M. (2008). **Planejamento de redes de distribuição de energia elétrica de média e baixa tensão**. Tese de Doutorado. Ilha Solteira: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 232 p., 2008.
- COSSI, A. M., SILVA, L. G. W. ROMERO, R.; MANTOVANI J. R. S. (2006). **Planejamento multiobjetivo de redes de distribuição de energia elétrica**. Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automática (CBA), Salvador, p. 1297-1302, 2006.
- CRAWFORD, D. M.; HOLT JR., S. B. (1975). **A mathematical optimization technique for locating and sizing distribution substations and deriving their optimal service areas**. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v. 94, n. 2, p. 230-234, 1975.
- DARWIN, C. (2009). **The origin of species**. London: Collector's Library, Birth Bicentenary Edition, 2009.
- DASGUPTA, D. (1998). **Artificial Immune Systems and their applications**. Berlin: Springer-Verlag, 1998.
- DAWES, R. M.; CORRIGAN, B. (1974). **Linear models in decision making**. Psychological Bulletin, n. 81, p. 91-106, 1974.
- DEB, K. (2001). **Multi-objective optimization using evolutionary algorithms**. Chichester, UK: Wiley & Sons, 2001.
- DEB, K.; RAO, U. B.; KARTHIK, S. (2007). **Dynamic multi-objective optimization and decision-making using modified NSGA-II: a case study on hydro-thermal power scheduling**. Evolutionary Multi-Criterion Optimization Journal, v. 4403, p. 803-817, 2007.
- DEB, K.; GOEL, T. (2001). **Controlled elitist non-dominated sorting genetic algorithms for better convergence**. Lecture Notes in Computer Science: Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Berlin: Springer- Heidelberg, p. 67-81, 2001.
- DEB, K.; GOLDBERG, D. E. (1989). **An investigation of niche and species formation in genetic function optimization**. In Proceedings of the Third

International Conference on Genetic Algorithms, J. D. Schaffer, Ed. San Mateo, CA: Morgan Kaufman, 1989, p. 42-50.

DEB, K.; PRATAP, A.; AGRAWAL, S.; MEYARIVAN, T. (2002). **A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v. 6, n. 2, p. 182-197, April, 2002.

DEB, K.; SINHA, A.; KORHONEN, P. J.; WALLENIUS, J. (2010). **An interactive evolutionary multi-objective optimization method based on progressively approximated value functions**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v. 14, n. 5, pp. 723-739, October, 2010.

DEJONG, K. A.; SPEARS, W. M. (1990). **An analysis of the interacting roles of population size and crossover in genetic algorithms**. Proceedings First Workshop Parallel Problem Solving from Nature, Springer-Verlag, Berlin, p. 38-47, 1990.

DHANALAKSHMI, S.; KANNAN, S.; MAHADEVAN, K.; BASKAR, S. (2011). **Application of modified NSGA-II algorithm to combined economic and emission dispatch problem**. Electrical Power and Energy Systems Journal, v. 33, n. 4, p. 992-1002, May, 2011.

DOMINGUES, E. G. (2003). **Análise de risco para otimizar carteiras de ativos físicos em geração de energia elétrica**. Tese de Doutorado. Itajubá: Universidade Federal de Itajubá, dezembro, 2003.

DOMINGUES, E. G.; JAHNECKE, C. A. N.; BORGES, M. P. (2005). **Aplicação da moderna teoria financeira na avaliação de contratos de performance em qualidade da energia elétrica para o caso de indústrias com problemas de fundamentos de tensão**. VI Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica, Belém, 2005.

DOMINGUES, E. G.; POLICARPO, J. G. A.; ARANGO, H.; GOUVÊA, M. R.; LIMA, J. W. M. (2002). **The impact of power quality on the electrical market: a marginal cost approach**. 10th International Conference on Harmonics and Quality of Power, v. 1, p. 76-78, Oct., 2002.

DORIGO, M.; GAMBARDELLA, L. M. (1997). **Ant colony system, a cooperative learning approach to the traveling salesman problem**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v. 1, n. 1, p. 53-66, April, 1997.

DRIESEN, J.; GREEN, T.; CRAENENBROECK, T. V. BELMANS, R. (2002). **The development of power quality markets**. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, v. 1, p. 262-267, 2002.

DUGAN, R. C.; Mc GRANAGHAM, M. F.; SANTOSO, S.; BEATY, H. W. (2004). **Electric power systems quality**. New York: McGraw Hill, 2 ed., 2004.

DUTTA, A. (2006). **A guide to successful PPM implementation**. IBM Article. January, 2006. Disponível em: <http://www.ibm.com/developerworks/rational/library/jan06/dutta/index.html>. Acesso em 16/09/2009.

- DYE, L. D.; PENNYPACKER, J. S. (2000). **Project portfolio management and managing multiple projects: two sides of the same coin?** Proceedings of the Project Management Institute Annual Seminars & Symposium. Houston, Sep., 2000.
- EASSA, N.; ABOUELSEUD, A. (2005). **Prediction of electrical power quality disturbances using state estimation techniques.** 18th International Conference on Electricity Distribution (CIRED), 4 p., Turin, Jun., 2005.
- EASTON, A. (1973). **Complex Managerial Decision Involving Multiple Objectives.** New York: John Wiley & Sons Inc., 1973.
- EDWARDS, W. (1977). **Social utilities.** Engineering Economist, Summer Symposium Series, n. 6, 1977.
- EDWARDS, W.; BARRON, F. H. (1994). **SMARTS and SMARTER: improved simple methods for multi-attribute utility measurement.** Organizational Behavior and Human Decision Processes, v. 60, n. 3, p. 306-325, 1994.
- EL-KADI, M. A. (1984). **Computer-aided planning of distribution substations and primary feeders.** IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v. 103, n. 9, p. 3010-3017, 1984.
- ELTON, E. J.; GRUBER, M. J. (1991). **Modern portfolio theory and investment management.** New York: Wiley, 4 ed., 1991.
- ENSSLIN, L.; MONTIBELLER NETO, G.; NORONHA, S. M. (2001). **Apoio à decisão: metodologias para estruturação de problemas e avaliação multicritério de alternativas.** Florianópolis: Insular, 2001.
- EPRI (2003). **Technical guidelines and methodology for power quality performance-based rate design.** Technical Report: Electric Power Research Institute, 2003.
- FALCÃO, D. M. (2002). **Genetic algorithms applications in electrical distribution systems.** Proceeding of the World Congress on Computational Intelligence, v. 2, p. 1063-1068, 2002.
- FEINSTEIN, C. D.; CHAPEL, S. W. (1999). **Creating a new distribution asset management & infrastructure planning function at AEP.** EPRI: AEP Project Report, 1999.
- FERREIRA, L. A. F. M.; CARVALHO, P. M. S.; JORGE, L. A.; GRAVE, S. N. C.; BARRUNCHO, L. M. F. (2001). **Optimal distribution planning by evolutionary computation – how to make it work.** IEEE Transmission and Distribution Conference and Exposition, Atlanta, v. 1, p. 469–475, 2001.
- FLORES, R. A. (2002). **State of the art in the classification of power quality events, an overview.** 10th International Conference on Harmonics and Quality of Power, v. 1, p. 17-20, Oct., 2002.
- FONSECA, C. M., FLEMING, J. P. (1995). **An overview of evolutionary algorithms in multi-objective optimization.** Evolutionary Computation, v. 3, n. 1, p. 1-16, 1995.

- FONSECA, C. M.; FLEMING, J. P. (1993). **Genetic algorithms for multi-objective optimization: formulation, discussion and generalization**. Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms, 8 p., San Mateo, 1993.
- FONSECA, C. M.; FLEMING, P. J. (1998). **Multi-objective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms – part I: a unified formulation**. IEEE Transactions on Systems Man, Cybernetics and Automation, v. 28, p. 26-37, Jan., 1998.
- FONSECA, C. M.; FLEMING, P. J. (1996). **On the performance assessment and comparison of stochastic multi-objective optimizers**. Parallel Problem Solving from Nature IV, H.-M. Voigt, W. Ebeling, I. Rechenberg, and H.-P Schwefel, Eds. Berlin, Germany: Springer-Verlag, p. 584-593, 1996.
- GACÔGNE, L. (1997). **Research of pare to set by genetic algorithm, application to multi-criteria optimization of fuzzy controller**. 5th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing. Aachen (GE), p. 837-845, Sep., 1997.
- GARCÍA-MELON, M.; SMITH-PERERA, A.; POVEDA-BAUTISTA, R.; PASTOR-FERNANDO, J. P. (2009). **Project prioritization for portfolio selection based on the analytic network process**. Proc. of the 10th International Symposium on the Analytic Hierarchy/Network Process, Pittsburgh, 15 p., July, 2009.
- GLOVER, F. (1989). **Tabu search – part 1**. ORSA Journal on Computing, n.1, v. 2, p. 190-206, 1989.
- GOLDBERG, D. E. (1989). **Genetic algorithms in search, optimization and machine learning**. Massachusetts: Addison Wesley, 1 ed., 1989.
- GÓMEZ, J. F.; KHODR, H. M.; OLIVEIRA, P. M.; OCQUE, L.; YUSTA, J. M.; VILLASANA, R.; URDANETA, A. J. (2004). **Ant colony system algorithm for the planning of primary distribution circuits**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 19, n. 2, p. 996-1004, May, 2004.
- GÖNEN, T. (1986). **Electric power distribution system engineering**. New York: McGraw Hill, 1986.
- GÖNEN, T.; FOOTE, B. L. (1981). **Distribution system planning using mixed-integer programming**. IEE Proceedings C - Generation, Transmission and Distribution, v. 128, n. 2, p. 70-79, 1981.
- GÖNEN, T.; RAMÍREZ-ROSADO, I. (1986). **Review of distribution system planning models: a model for optimal multistage planning**. IEE Proceedings C - Generation, Transmission and Distribution, v. 133, n. 7, p. 397-408, 1986.
- GOODWIN, P.; WRIGHT, G. (2004). **Decision analysis for management judgment**. England: John Wiley & Sons, 3 ed., 2004.
- GRADY, W. M.; SANTOSO, S. (2001). **Understanding power system harmonics**. IEEE Power Engineering Review, v. 21, n. 11, p. 8-11, Nov., 2001.

- GRAFENSTETTE, J.J. (1986). **Optimization of control parameters for genetic algorithms**. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. 16, n. 1, p. 122-128, 1986.
- GREINER, D.; WINTER, G.; EMPERADOR, J. M.; GALVÁN, B. (2005). **Gray coding in evolutionary multi-criteria optimization: application in frame structural optimum design**. Coello Coello, C. A. *et al.*, editor, 3rd International Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization (EMO 2005). Guanajuato: Springer, Lecture Notes in Computer Science, v. 3410, p. 576-591, March, 2005.
- GRIGSBY, L. L. (1994). **An overview of Power quality**. Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, Guangzhou, China, Dec., 1994.
- GROSAN, C., OLTEAN, M.; DUMITRESCU, D. (2003). **Performance metrics for multi-objective optimization evolutionary algorithms**. Proceedings of Conference on Applied and Industrial Mathematics (CAIM), Oradea, 2003.
- GUNTSCH, M. (2004). **Ant algorithms in stochastic and multi-criteria environments**. Ph.D. Thesis. Germany: Department of Economics and Business Engineering, University of Karlsruhe, 2004.
- GUPTA, C. P.; MILANOVIC, J. V.; AUNG, M. T. (2004). **The influence of process equipment composition on financial losses due to voltage sags**. 11th IEEE International Conference on Harmonics and Quality of Power, p. 28-34, Sep., 2004.
- HAFFNER, S.; PEREIRA, L. A.; PEREIRA, L. F.; BARRETO, L. S. (2006). **Modelo multiestágio de otimização para o planejamento da expansão de sistemas de distribuição**. Revista Controle e Automação, v. 17, n. 4, p. 478-492, Nov., 2006.
- HAFFNER, S.; PEREIRA, L. F. A.; PEREIRA, L. A.; BARRETO, L. S. (2008). **Multistage model for distribution expansion planning with distributed generation – part I: problem formulation**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 23, n. 2, p. 915-923, Apr., 2008.
- HALL, D. L.; NAUDA, A. (1990). **An interactive approach for selecting IR&D projects**. IEEE Trans. on Engineering Management, n. 37(2), p. 126-133, 1990.
- HARRISON, E. F. (1999). **The managerial decision-making process**. Boston: Houghton Mifflin Company. 5 ed., 1999.
- HEIDENBERGER, K.; STUMMER, C. (1999). **Research and development project selection and resource allocation: a review of quantitative modeling approaches**. Internatl. Journal of Management Review, n. 1(2), p. 197-224, 1999.
- HEINE, P.; POHJANHEIMO, P.; LEHTONEN, M.; LAKERVI, E. (2002). **A method for estimating the frequency and cost of voltage sags**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 17, n. 2, p. 290-296, May, 2002.
- HERATH, H. M. S. C.; GOSBELL, V. J.; PERERA, S. (2003). **MV distribution voltage sags limits for network reporting**. Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC), 6 p., Oct., 2003.

- HERATH, H. M. S. C.; GOSBELL, V. J.; PERERA, S. (2004). **Benchmarking utilities for the impact of voltage sags on costumers**. 11th IEEE International Conference on Harmonics and Quality of Power, p. 425-429, 2004.
- HERATH, H. M. S. C.; GOSBELL, V. J.; PERERA, S. (2005). **Power quality (PQ) survey reporting: discrete disturbance limits**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 20, n. 2, p. 851-858, Apr., 2005.
- HESS, G.; MARQUES, J. L.; PAES, L. C. R.; PUCCINI, A. (1986). **Engenharia Econômica**. São Paulo: Difel Difusão Editorial S.A., 19. Ed., 1986.
- HEYDT, G. T. (2005). **Power quality solutions and their costs**. 25th Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC'2005), 8 p., Tasmania, 2005.
- HOLLAND, J. H. (1975). **Adaptation in natural and artificial systems**. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- HONGWEI, D.; YIXIN, Y.; CHUNHUA, H.; WANG, C.; GE, S. (1993). **Optimal planning of distribution substation locations and sizes: model and algorithm**. Proceeding of the IEEE Region 10 Conference on TENCON'93, Computer, Communication, Control and Power Engineering, v. 5, p. 351-354, Beijing, 1993.
- HORN, J.; NAFPLIOTIS, N.; GOLDBERG, D. E. (1994) **A Niche Pareto Genetic Algorithm for multi-objective optimization**. Proceedings of the IEEE World Congress on Computational Intelligence, v. 1, p. 82-87, June, 1994.
- HSU, Y.; CHEN, J. (1990). **Distribution planning using a knowledge-based expert system**. IEEE Trans. on Power Delivery, v. 5, n. 3, p. 1514-1519, 1990.
- HUANG, Y. S.; ZHOU, J. H.; QUI, J. X. (2005) **Optimization of technological innovation projects based on value engineering and fuzzy comprehensive evaluation**. Proceedings of the 4th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, p. 2736-2741, August, 2005.
- HUMPHREYS, K. K. (2005). **Project and cost engineer's handbook**. New York: Marcel Dekker, 4 ed., 2005.
- HWANG, C. L.; YOON, K. (1981). **Multiple attribute decision making, methods and applications**. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. New York: Springer-Verlag, v. 186, 1981.
- IEC 61000-3-11 (2000). **Limitation of voltage changes, voltage fluctuations and flicker in public low-voltage supply systems: equipment with rated current ≤ 75 A and subjected to conditional connection**. Standard: International Electro-technical Commission, 2000.
- IEC 61000-3-3 (2008). **Limitation of voltage changes, voltage fluctuations and flicker in public low-voltage supply systems, for equipment with rated current ≤ 16 A per phase and not subjected to conditional connection**. Standard: International Electro-technical Commission, 2 ed., 2008.

- IEC 61000-4-15 (2003). **Testing and measurement techniques – section 15: Flickermeter functional and design specifications**. Standard: International Electro-technical Commission, 2003.
- IEEE (1994). **Electric power system compatibility with industrial process equipment, part I: voltage sags**. Institute of Electrical Electronic Engineers Project 1346 Working Group, IEEE Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference, p. 261-266, May, 1994.
- IEEE 1159 (1995). **IEEE recommended practices for monitoring electric power quality**. Standard: Institute of Electrical Electronic Engineers, 1995.
- IEEE 519 (1992). **IEEE recommended practices and requirements for harmonic control in electric power systems**. Standard: Institute of Electrical Electronic Engineers, 1992.
- IPPOLITO, M. G.; MORANA, G.; SANSEVERINO, R. E.; VUINOVICH, F. (2001). **NSGA-based multi-objective optimization for modular strategic planning of electric distribution systems**. Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, v. 5, p. 3123-3128, 2001.
- IPPOLITO, M. G.; SANSEVERINO, R. E.; VUINOVICH, F. (2004). **Multi-objective ant colony search algorithm for optimal electrical distribution system strategic planning**. Congress on Evolutionary Computation (CEC'2004), v. 2, p. 1924-1931, Jun., 2004.
- JADIDI, O.; FIROUZI, F.; BAGLIERY, E. (2010). **TOPSIS method for supplier selection problem**. World Academy of Science, Engineering and Technology, n. 71, p. 965-967, 2010.
- JANIK, P.; LEONOWICZ, Z.; LOBOS, T.; WLACAWEK, Z. (2007). **Analysis of influence of power quality disturbances using a neuro-fuzzy system**. Proceedings of the Seventh IASTED International Conference on Power and Energy Systems, Palma de Mallorca, p. 182-185, Aug., 2007.
- JAYARAMAN, V.; GUPTA, R.; PIRKUL, H. (2003). **Selecting hierarchical facilities in a service-operations environment**. European Journal of Operational Research, v. 147, p. 613-628, 2003.
- JENNINGS, D.; WATTAM, S. (1998). **Decision making: an integrated approach**. 2 ed. Harlow: Prentice Hall.
- JINCHAO, L. I.; JINYING, L. I. (2011). **Evaluation of electric power supplier's operation ability based on improved TOPSIS and AHP method**. Proceedings of the IEEE 2nd International Conference on Intelligent Control and Information Processing. Harbin, July, 2011, p. 25-28.
- JONNAVITHULA, S.; BILLINTON, R. (1996). **Minimum cost analysis of feeder routing in distribution system planning**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 11, n. 4, October, 1996.

- KABLI, M. R. (2009). **A multi-attribute decision making methodology for selecting new R&D projects portfolio with a case study of Saudi oil refining industry.** Doctoral Thesis, University of Nottingham, July, 2009.
- KAGAN, N.; GOUVÊA, M. R.; TAHAN, C. M. V. (2009). **Assessing aggregate investments in distribution systems for regulatory audits.** 20th International Conference on Electricity Distribution (CIRED'2009), 4 p., Prague, Jun., 2009.
- KAGAN, N.; MATSUO, N. M.; FERRARI, E. L.; CEBRIAN, J. C.; DUARTE, S. X.; MEDEIROS, J. R.; BRASIL, D. O. C.; CORREIA, D. M. (2007). **Allocation of power quality meters for voltage sag estimation using evolutionary algorithms.** 19th International Conference on Electricity Distribution, 4 p., Vienna, May, 2007.
- KAGAN, N.; OLIVEIRA, C. C. B. (2001). **Goal planning and risk analysis for distribution reliability indices.** 16th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED'2001), v. 2, 6 p., Amsterdam, 2001.
- KAGAN, N.; SCHMIDT, H. P.; OLIVEIRA, C. C. B.; KAGAN, H. (2009). **Métodos de otimização aplicados a sistemas elétricos de potência.** São Paulo: Blucher, 2009.
- KAGAN, N.; SOUZA, T. P.; DUARTE, S. X.; AMASIFEN, J. C. C.; MATSUO, N. M.; SONAGLI, A. A.; GONÇALVES, J.; SILVA, I. N. (2009). **Metodologia para alocação ótima de medidores e gestão de indicadores de qualidade de energia elétrica.** VIII Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica, 6 p., Blumenau, 2009.
- KANNAN, S.; BASKAR, S.; Mc CALLEY, J. D.; MURUGAN, P. (2009). **Application of NSGA-II algorithm to generation expansion planning.** IEEE Transactions on Power Systems, v. 24, n. 1, p. 454-461, Feb., 2009.
- KAZIBWE, W. E.; SENDAULA, H. M. (1992). **Expert system targets power quality issues.** IEEE Computer Applications in Power, v. 5, n. 2, p. 29-33, April, 1992.
- KEENEY, R. L. (1994). **Creative decision making with value-focused thinking.** Sloan Management Review, v. 35, n. 4, p. 33-41, 1994.
- KEENEY, R. L. (1992). **Value focused thinking.** London: Harvard University Press, 1992.
- KEENEY, R. L.; RAIFFA, H. (1993). **Decisions with multiple objectives: preferences and value tradeoffs.** Cambridge: University Press, 1993.
- KENNEDY, J. EBERHART, R. (1995). **Particle swarm optimization.** Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, p. 1942-1948, 1995.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. (2001). **Swarm intelligence.** San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- KHORRAMSHAHGOL, R.; AZANI, R.; GOUSTY, Y. (1988). **An integrated approach to project evaluation and selection.** IEEE Transactions on Engineering Management, 35(4), pp. 265-270, 1988

- KIM, J. H.; HAN, J. H.; KIM, Y. H.; CHOI, S. H.; KIM, E. S. (2012). **Preference-based solution selection algorithm for evolutionary multi-objective optimization**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v. 16, n. 1, p. 20-34, Feb., 2012.
- KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. (1983). **Optimization by simulated annealing**. Science, v. 220, n. 4598, p. 671-681, May, 1983.
- KIRKWOOD, C. W.; SARIN, R. K. (1985). **Ranking with partial information: a method and application**. Operation Research, 33, pp. 38-48, 1985.
- KIYOHARA, H. K.; JARDINI, J. A.; MAGRINI, L. C.; MELLO, N. P.; SANTANA, W. C. (2002). **Decision support system in power energy quality indicators**. IEEE Latin America Power and Energy Society Transmission and Distribution Conference and Exposition, p. 1-5, São Paulo, 2002.
- KNOWLES, J. D.; CORNE, D. W. (2002). **On metrics for comparing non-dominated sets**. IEEE Congress on Evolutionary Computation, p. 711-716, 2002.
- KNOWLES, J. D.; CORNE, D. W. (2000). **Approximating the non-dominated front using the Pareto archived evolution strategy**. Evolutionary Computation, v. 8, n. 2, p. 149-172, 2000.
- KRIWACZEK, F. (2001). **Decisions involving multiple objectives**. London: Imperial College, 2001. Disponível em: www.doc.ic.ac.uk/~frk. Acesso em 22/09/2009.
- KUMAR, Y.; DAS, B.; SHARMA, J. (2008). **Multi-objective, multi-constraint service restoration of electric power distribution system with priority customers**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 23, n. 1, Jan., 2008.
- LANA LEITE, J. R.; FERREIRA, F. A. L.; OLIVEIRA, M. A. G. (2005). **Uma metodologia para avaliação dos custos de interrupção e de eventos de qualidade de energia**. VI Seminário Brasileiro sobre Qualidade da Energia Elétrica (VI SBQEE), 6 p., Belém, Ago., 2005.
- LEE, J. W.; KIM, S. H. (2000). **Using analytic network process and goal programming for interdependent information system project selection**. Computers & Operations Research, n 27(4), p. 367-382, 2000.
- LEITE DA SILVA, A. M.; REZENDE, L. S.; HONÓRIO, L. M.; MANSO, L. A. F. (2011) **Performance comparison of meta-heuristics to solve the multi-stage transmission expansion planning problem**. The Institution of Engineering and Technology Generation, Transmission & Distribution, v. 5, n. 3, p. 360-367, 2011.
- LEVINE, H.A. (2005). **Project portfolio management: a practical guide to selecting projects, managing portfolios, and maximizing benefits**. Wiley & Sons, San Francisco (US).
- LIN, W. M.; SU, Y. S.; TSAY, M. T. (1998). **Genetic algorithm for optimal distribution system planning**. Proc. of the IEEE International Conference on Power System Technology, Beijing, v. 1, p. 241-245, Aug., 1998.

- LINDEN, R. (2008). **Algoritmos genéticos: uma importante ferramenta da inteligência computacional**. 2 ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2008.
- LOPES, Y. G.; ALMEIDA, A. T. (2008). **Enfoque multicritério para localização de instalações de serviço: aplicação do método SMARTER**. Revista Eletrônica Sistemas & Gestão, v. 3, n. 2, p. 114-128, 2008. Disponível: <http://www.latec.uff.br/sg/arevista/Volume3/Numero2/SG101.pdf>. Acesso em 30/09/2009.
- LOTERO, R. C.; CONTRERAS, J. (2011). **Distribution system planning with reliability**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 26, n. 4, p. 2552-2562, 2011.
- MACKEN, K. J. P.; BOLLEN, M. H. J.; BELMANS, R. J. M. (2004). **Mitigation of voltage dips through distributed generation systems**. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 40, n. 6, p. 1686-1693, 2004.
- MAGHOULI, P.; HOSSEINI, S. H.; BUYGI, M. O.; SHAHIDEHPOUR, M. (2009). **A multi-objective framework for transmission expansion planning in deregulated environments**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 24, n. 2, p. 1051-1061, May, 2009.
- MAHMOODZADEH, S.; SHAHRABI, J.; PARIAZAR, M.; ZAERI, M. S. (2007). **Project selection by using AHP and TOPSIS technique**. Proceedings of the World Academy of Science, Engineering and Technology, n. 30, p. 333-338, 2007.
- MANTAWY, A. H.; AL-MUHAINI, M. (2008). **A new particle-swarm-based algorithm for distribution system expansion planning including distributed generation**. Proceedings of the 2nd IASME/WSEAS International Conference on Energy & Environment, p. 237-242, Jun., 2008.
- MARKOWITZ, H. (1952). **Portfolio selection**. 1 ed. New York: John Wiley & Sons, 1952.
- MARTIN, E. M.; MERKHOFFER, L. (2003). **Lesson learned: resource allocation based on multi-objective decision analysis**. Proceedings of the 1st Annual Power Delivery Asset Management Workshop, New York, June, 2003.
- MARTINHO, E. (2009). **Distúrbios da energia elétrica**. 2 ed. São Paulo: Érica, 140 p., 2009.
- MARTINO, J. P. (1995). **Research and development project selection**. New York: John Wiley & Sons, 1995.
- MARTINS, V. M.; BORGES, C. T. (2008). **Planejamento da expansão de sistemas de distribuição considerando múltiplas alternativas e geração distribuída baseado em algoritmos genéticos**. Anais do Congresso Brasileiro de Automática (CBA), 2008.
- MARTZLOFF, F. D.; GRUZS, T. M. (1988). **Power quality site surveys: facts, fiction and fallacies**. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 24, n. 6, p. 1005-1018. Nov-Dec., 1988.

- Mc GRANAGHAN, M. F.; MUELLER, D. R.; SAMOTYJ, M. J. (1993). **Voltage sags in industrial systems**. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 29, n. 2, p. 397-403, 1993.
- Mc GRANAGHAN, M.; ROETTGER, B. (2002). **Economic evaluation of power quality**. IEEE Power Engineering Review, v. 22, n. 2, p. 8-12, Feb., 2002.
- MEADE, L. M.; PRESLEY, A. (2002). **R&D project selection using the analytic hierarchy process**. IEEE Trans. on Engineering Manag., v. 49, n. 1, p. 59-66, 2002.
- MELHORN, C. J.; MAITRA, A.; SUNDERMAN, W. (2005). **Distribution system power quality assessment phase II: voltage sag and interruption analysis**. IEEE Industry Applications Society Annual Petroleum and Chemical Industry Conference, p. 113-120, Sep., 2005.
- MERKHOFFER, L. (2005) **Value-based budgeting**. IG Newsletter. Publication of The Innovation Groups, Tampa Florida, p. 6, 2005. Disponível em: www.prioritysystem.com. Acesso em 08/12/2009.
- MERKHOFFER, L. (2009). **Project portfolio management tools: which approach is best?** White Paper: Lee Merkhofer Consulting in Priority Systems, 2009. Disponível em: www.prioritysystem.com. Acesso em 04/09/2009.
- MERKHOFFER, L. (2007). **Seven keys to implementing project portfolio management**. White Paper: Lee Merkhofer Consulting in Priority Systems, 2007. Disponível em: www.prioritysystem.com. Acesso em 04/09/2009.
- MERKHOFFER, L.; CONWAY, R.; ANDERSON, B. (1995). **A successful effort to involve stakeholders in a facility siting decision: using LIPS with stakeholder involvement**. State and Tribal Forum on Risk Based Decision Making, St. Louis, p. 12-15, 1995.
- MERKHOFFER, M. W. (2002). **Mathematical theory for prioritizing projects and optimally allocating capital**. White Paper: Lee Merkhofer Consulting in Priority Systems, 2002. Disponível em: www.prioritysystem.com. Acesso em 18/08/2009.
- MEZEY, G. (2004). **Resource allocation criteria and the analytic paradigm**. Journal Defense & Strategy, v. 2, 2004. Disponível em: <http://www.defenceandstrategy.eu/en/>. Acesso em 22/09/2009.
- MIKIC, O. M. (1986). **Mathematical dynamic model for long-term distribution system planning**. IEEE Trans. on Power System, n. 1, v. 1, p. 34-40, Feb, 1986.
- MILANOVIC, J. V.; GUPTA, C. P. (2006). **Probabilistic assessment of financial losses due to interruptions and voltage sags, Part I: the methodology**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 21, n. 2, p. 918-924, Apr., 2006.
- MIRANDA, V.; RANITO, J. V.; PROENÇA, L. M. (1994). **Genetic algorithms in optimal multistage distribution network planning**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 9, n. 4, p. 1927-1933, 1994.
- MISHRA, S. K.; PANDA, G.; MEHER, S.; MAJHI, R.; SINGH, M. (2011). **Portfolio management assessment by four multi-objective optimization**

algorithm. Proceedings of the IEEE Recent Advances in Intelligence Computational Systems Conference, p. 326-331, 2011.

MOLINA-CRISTOBAL, A.; GRIFFIN, I. A.; FLEMING, P. J.; OWENS, D. H. (2005). **Multi-objective controller design: optimising controller structure with genetic algorithms.** Proceedings of the World Congress on Automatic Control (IFAC 2005), Prague, July, 2005.

MORCOS, M. M.; GOMEZ, J. C. (2003). **Electric power quality: the strong connection with power electronics.** IEEE Power & Energy Magazine, v. 1, n. 5, p. 18-25, Sep.-Oct., 2003.

MORCOS, M. M.; IBRAHIM, W. R. A. (1999). **Electric power quality and artificial intelligence: overview and applicability.** IEEE Power Engineering Review, v. 19, n. 6, p. 5-10, June, 1999.

MOREIRA, W. S. C.; MUSSOI, F. L. R.; TEIVE, R. C. G. (2009). **Investment prioritizing in distribution systems based on multi-objective genetic algorithm.** Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems (ISAP'09), Curitiba, 6 p., November, 2009.

MULJADI, E.; Mc KENNA, H. E. (2001). **Power quality issues in a hybrid power system.** 36th IEEE-Industry Applications Systems Conference, Chicago, v. 2, p. 773-781, Sep., 2001

MUSSOI, F.L.R.; TEIVE, R.C.G. (2012-a) **Distribution System Project Selection based on the Power Quality Value.** 6th IEEE/PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition (T&D-LA), Montevideo, 8 p., Sep., 2012.

MUSSOI, F. L. R.; TEIVE, R. C. G. (2012-b) **Uma abordagem multicritério para seleção do portfólio de projetos de melhorias e expansão do sistema de distribuição de energia elétrica.** XIX Congresso Brasileiro de Automática, Campina Grande, 8 p., Setembro, 2012.

MUSSOI, F. L. R.; TEIVE, R. C. G. (2012-c) **Um modelo baseado em valor para priorização multiestágio de projetos de distribuição de energia elétrica usando um algoritmo genético multiobjetivo.** Aceito para publicação na Revista Controle e Automação da Sociedade Brasileira de Automática, 12p., Setembro, 2012.

NARA, K. (1997). **Genetic algorithm for power systems planning.** 4th International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, Hong Kong, v. 1, p. 60-65, November, 1997.

NARA, K. (2000). **State of the arts of the modern heuristics application to power systems.** IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, v. 2, p. 1279-1283, 2000.

NARA, K.; KUWABARA, H.; KITAGAWA, M., OHTAKA, K. (1994). **Algorithm for expansion planning in distribution systems taking faults into consideration.** IEEE Transactions on Power Systems, v. 9, n. 1, p. 324-330, February, 1994.

- NARA, K.; SATOH, T.; AOKI, K.; KITAGAWA, M. (1991). **Multi-year expansion planning for distribution system**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 6, n. 3, p. 952-958, 1991.
- NGATCHOU, P.; ZAREI, A.; EL-SHARKAWI, M.A. (2005). **Pareto Multi Objective Optimization**. Proc. of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems (ISAP-2005), Arlington, p. 84-91, 2005.
- NICOLINI, M. (2005). **A two-level evolutionary approach to multi-criterion optimization of water supply systems**. Coello Coello, C. A. *et al.*, editor, 3rd International Conf. on Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Guanajuato: Springer, Lecture Notes in Computer Science, v. 3410, p. 736-751, March, 2005.
- NUNES, E. F.; AHN, S. U.; BORGES, W. M.; ZIMATH, S.; DECKMANN, S. M.; CAMARGO, J.; PEREIRA, V. H.; FRANSEN, R.; MARCELINO, D. S. (2007). **Gestão de indicadores de qualidade de energia elétrica – uma metodologia simples e automática implementada na CPFL**. XII Encontro Regional Iberoamericano do CIGRÉ, 2007.
- OFSTAD, H. (1961). **An inquiry into the freedom of decision**. Oslo: Norwegian Universities Press, 1961.
- OPRICOVIC, S.; TZENG, G. H. (2004). **Compromise solution by MCDM methods: a comparative analysis of VIKOR and TOPSIS**. European Journal of Operational Research, n. 156, p. 445-455, 2004.
- PALOLA, J.; HYVÄRINEN, M.; HAVERI, P.; LEHTONEN, M. (2006). **Investment portfolio tool specification for an electrical network asset manager**. Proceedings of the International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), p. 1-8, June, 2006.
- PARETO, V. (1896). **Cours d'économie politique: v. I-II**. Rouge Lausanne, 1896.
- PARREIRAS, R. O.; MACIEL, J. H. R. D.; VASCONCELOS, J. A. (2006). **The *a posteriori* decision in multi-objective optimization problems with Smarts, Promethee II, and a Fuzzy Algorithm**. IEEE Transactions on Magnetics, v. 42, n. 4, p. 1139-1142, April, 2006.
- PAVAS, A.; TORRES, H.; URRUTIA, D. F.; GALLEGU, L. E.; CAJAMARCA, G.; DELGADILLO, A. (2006). **Method for the calculation of power quality indices**. IEEE Power Engineering Society General Meeting, 7 p., Montreal, 2006.
- PENIN, C. A. S. (2000). **Análise de índices de qualidade no planejamento agregado de investimentos em ambientes de incertezas**. Dissertação de Mestrado. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2000.
- PENNA, C.; AJEJE, P. C.; SCUCUGLIA, J. W.; DANTAS, F. D.; OLIVEIRA, L. C. O.; ROSSI, J. C.; MELO, G. A. (2001). **O impacto dos programas de eficiência energética na qualidade da energia elétrica**. ANEEL, 4 p., 2001. Disponível em: <http://www.aneel.gov.br/biblioteca/Citene12001/>. Acesso: 06/04/2010.

- PEREIRA, V. G. (2009). **Multicritério para Priorização de Projetos no Programa CHESF de P&D**. Disponível em: <http://www.chesf.gov.br/downloads/pesquisa%20e%20desenvolvimento/2009/Demandas.pdf>. Acesso: 04/09/2009.
- PETTIT, J. (1996). **Application in real options and value-based strategy**. Chapter 4, in Trigeorgis, 1996. Disponível em: <http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/pdfiles/eqnotes/opt3.pdf>. Acesso: 10/08/2010.
- PONCE DE LEÃO, M. T.; MATOS, M. A. (1999). **Multi-criteria distribution network planning using simulated annealing**. International Transactions in Operational Research, v. 6/4, n. 1, p. 337-391, 1999.
- RACHMAWATI, L.; SRINIVASAN, D. (2010). **Incorporating the notion of relative importance of objectives in evolutionary multi-objective optimization**. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, v. 14, n. 4, p. 530-546, Aug., 2010.
- RAMESH, S.; KANNAN, S.; BASKAR, S. (2012). **Application of modified NSGA-II algorithm to multi-objective reactive power planning**. Applied Soft Computing Journal, v. 12, n.2, p. 741-753, February, 2012.
- RAMÍREZ-ROSADO, I. J.; BERNAL-AGUSTÍN, J. L. (1998). **Genetic algorithms applied to the design of large power distribution system**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 13, n. 2, p. 696-703, 1998.
- RAMÍREZ-ROSADO, I. J.; BERNAL-AGUSTÍN, J. L. (2001). **Reliability and costs optimization for distribution networks expansion using an evolutionary algorithm**. IEEE Trans. on Power Systems, v. 16, n. 1, p. 111-118, Feb., 2001.
- RAMÍREZ-ROSADO, I. J.; DOMÍNGUEZ-NAVARRO, J. A. (2004). **Possibilistic model based on fuzzy sets for the multi-objective optimal planning of electric power distribution networks**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 19, n. 4, p. 1801-1810, Nov., 2004.
- RAMÍREZ-ROSADO, I. J.; DOMINGUEZ-NAVARRO, J. A.; YUSTA-LOYO, J. (1999). **A new model for optimal electricity distribution planning based on fuzzy set techniques**. IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, Edmonton, v. 2, p. 1048-1054, 1999.
- RAMÍREZ-ROSADO, I.; GÖNEN, T. (1991). **Pseudo-dynamic planning for expansion of power distribution systems**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 6, n. 1, p. 245-254, 1991.
- RAMOS, G. A.; TORRES, A.; ROGNON, J. P. (2007). **Análisis de confiabilidad de sistemas industriales aplicando redes bayesianas considerando aspectos de PQ y seguridad – caso de estudio sistema IEEE 493**. IEEE Latin America Transactions, v. 5, n. 8, p. 605-609, Dec., 2007.
- REAZ, M. B. I.; CHOONG, F.; SULAIMAN, M. S.; MOHD-YASIN, F.; KAMADA, M. (2007). **Expert system for power quality disturbance classifier**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 22, n. 3, p. 1979-1988, Jul., 2007.

RECHENBERG, I. (1973). **Evolutionsstrategie – optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution.** PhD Thesis, 1971. Reprinted by Fromman-Holzboog, 1973.

RETIEF, F. (2005). **Modern project portfolio management software.** Management Planning Systems, 2005. Disponível em: <http://www.mpsys.co.za/downloads/>. Acesso em 16/09/2009.

RIVAS-DÁVALOS, F.; IRVING, M. R. (2003). **An efficient genetic algorithm for optimal large-scale power distribution network planning.** IEEE Power Tech Conference, 5 p., Bologna, Jun., 2003.

RIVAS-DÁVALOS, F.; IRVING, M. R. (2005). **An approach base on the strength Pareto evolutionary algorithm 2 for power distribution system planning.** In Coello Coello, C. A. *et al.*, editor, 3rd International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Guanajuato: Springer, Lecture Notes in Computer Science, v. 3410, p. 707-720, March, 2005.

RIVAS-DÁVALOS, F.; MORENO-GOYTIA, E.; GUTIÉRREZ-ALACARAZ, G.; TOVAR-HERNÁNDEZ, T. (2007). **Evolutionary multi-objective optimization in power systems: state-of-the-art.** Proceedings of the IEEE Power Tech, v. 1, p. 2093-2098, Lausanne, Jul., 2007.

ROSEMBERG, R. S. (1967). **Simulation of genetic populations with biochemical properties.** Ph.D. thesis, University of Michigan. Ann Harbor, Michigan, 1967.

ROY, B. (1968). **Classement et choix en presence de points de vue multiples (la method ELECTRE).** Revue Française d'Informatique et de Recherche Opérationnelle, n. 8, p. 57-75, 1968.

ROY, B. (1978). **ELECTRE-III: Un algorithme de classements fondé sur une representation floue des preferences en presence de critères multiples.** Cahiers du Centre d'Etudes de Recherche Opérationnelle. N. 20, p. 3-24, 1978.

ROY, B. (1991). **The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods.** Theory and Decision, n. 31(1), p. 49-73, 1991.

ROY, B. (1996). **Multi-criteria methodology for decision aiding.** Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1996.

ROY, B.; BERTIER, P. (1971). **La method ELECTRE-II: une method de classement en presence de critteres multiples.** SEMA (Metra International), Direction Scientifique, Note de Travail No. 142, p. 25, Paris, 1971.

ROY, B.; BOUYSSOU, D. (1983). **Comparasion sur un cas précis, de deux modeles concurrents d'aide à la décision.** Université de Paris-Dauphine, Document du LAMSADE, n. 22, 1983.

SAATY, T. L. (1980). **The analytic hierarchy process.** New York: McGraw-Hill, 1980.

SAATY, T. L. (1996) **Decision making with dependance and feedback: the analytical network process.** Pittsburgh: RWS Publications, 481p., 1996.

- SABIN, D. D.; GREBE, T. E.; SUNDARAM, A. (1998). **RMS voltage variation statistical analysis for a survey of distribution system power quality performance**. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, v. 2, p. 1235-1240, 1998.
- SALCHI, M.; TAVAKKOLI-MOGHADDAM, R. (2008). **Project selection by using fuzzy TOPSIS technique**. Proceedings of the World Academy of Science, Engineering and Technology, nr. 40, p. 85-90, 2008.
- SANKARAN, C. (2002). **Power quality**. Boca Raton: CRC Press, 2002.
- SANTOS, W. B.; FERREIRA, S. M.; COSTA, S. M.; SILVA, S. F.; MELO, G. V. (2001). **Monitoração e análise da qualidade da energia elétrica de fornecimento a clientes com cargas sensíveis – experiência da CELPE**. XVI Seminário Nac. de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 4 p., Campinas, Out., 2001.
- SANTOSO, S.; LAMOREE, J.; GRADY, W. M.; POWERS, E. J.; BHATT, S. C. (2000). **A scalable PQ event identification system**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 15, n. 2, p. 738-743, Apr., 2000.
- SCHAFFER, J. D. (1984). **Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms**. Ph. D. thesis, Vanderbilt University, 1984.
- SCHETTINO, S.; CORDEIRO, A. A. (2009). **Metodologia para priorização de investimentos com restrições regulatórias e financeiras**. VIII Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica, 4 p., Blumenau, 2009.
- SCHMIDT, H. P.; KAGAN, N.; GOUVÊA, M. R.; TAHAN, C. M. V.; ROBBA, E. J. (2007). **Incorporação da qualidade de serviço no planejamento agregado de investimentos**. Anais da VII Conferência Brasileira sobre Qualidade da Energia Elétrica, 6 p., São Paulo, 2007.
- SCHOTT, J. (1995). **Fault tolerant design using single and multi-criteria genetic algorithm optimization**. Master's Thesis. Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- SEMPÉRTEGUI, R.; BAUTISTA, J.; CUBERO, R. G.; PEREIRA, J. (2002). **Models and procedures for electric energy distribution planning: a review**. 15th Triennial World Congress of International Federation of Automatic Control, Barcelona, 6 p., 2002.
- SHOEMAKER, P. H.; WAID, C. D. (1982). **An experimental comparison of different approaches to determining weights in additive utility models**. Management Science, v. 28, p. 182-196, 1982.
- SHORT, T. A. (2006). **Distribution reliability and power quality**. Boca Raton: CRC Press, 2006.
- SKRLEC, D.; KRAJCAR, S.; PRIBICEVIC, B.; BLAGAJAC, S. (1996). **Exploiting the power genetic algorithm in optimization of distribution networks**. Proceedings of the 8th Mediterranean Electro-technical Conference, v. 3, p. 1607-1610, May, 1996.

- SOARES, S.; MELLO NETO, A.; CARDOSO, A.; VIANA, F.; JAVARONI, M.; PEREIRA, M.; BRITO, W. (1999). **Metodologia para determinação, análise e otimização de perdas técnicas em sistemas de distribuição**. 4^o Encontro Luso-Afro-Brasileiro de Planej. e Exploração de Redes de Energia. Rio de Janeiro, 1999.
- SRINIVAS, M.; DEB, K. (1994). **Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms**. Journal of Evolutionary Computation, v. 2, n. 3, p. 221-248, 1994.
- SRINIVAS, M.; PATNAIK L. M. (1994). **Genetic algorithms: a survey**. IEEE Computer, v. 27, n. 6, p. 17-26, June, 1994.
- STILLWELL, W. G.; SEAVER, D. A.; EDWARDS, W. (1981). **A comparison of weight approximation techniques in multi-attribute utility decision making**. Organizational Behavior and Human Performance, n. 28, p. 62-77, 1981.
- STORN, R.; PRICE, K. (1997). **Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces**. Journal of Global Optimization, n. 11, p. 341-359, 1997.
- STUMMER, C.; HEIDENBERGER, K. (2003). **Interactive R&D portfolio analysis with project interdependencies and time profiles of multiple objectives**. IEEE Transactions on Engineering Management, v. 50, n. 2, p. 175-183, May, 2003.
- STYVAKTAKIS, E.; BOLLEN, M. H. J.; GU, I. Y. H. (2001). **Expert system for voltage dip classification and analysis**. IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, v. 1, p. 671-676, Vancouver, 2001.
- STYVAKTAKIS, E.; BOLLEN, M. H. J.; GU, Y. H. (2002). **Expert system for classification and analysis of power system events**. IEEE Transactions on Power Delivery, v. 17, n. 2, p. 423-428, Apr., 2002.
- TAMAKI, H.; KITA, H.; KOBAYASHI, S. (1996). **Multi-objective optimization by genetic algorithms: a review**. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, p. 517-521, 1996.
- TANG, Y. (1996). **Power distribution system planning with reliability modeling and optimization**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 11, n. 1, 1996.
- THOMPSON, G. L.; WALL, D. L. (1981). **A branch and bound model for choosing optimal substations locations**. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v. 100, n. 5, p. 2683-2687, 1981.
- TOFOLI, F. L.; MORAIS, A. S.; GALLO, C. A.; SANHUEZA, S. M. R.; OLIVEIRA, A. (2004). **Analysis of losses in cables and transformers under power quality related issues**. 9th Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), v. 3, p. 1521-1526, 2004.
- TORRES, A.; RUEDA, M. T.; REYES, D. (2006). **Bayesian networks for Power quality analysis in the industrial sector**. 9th International Conference On Probabilistic Methods Applied to Power Systems. p. 1-7, Stockholm, June, 2006.

TRIGEORGIS, L. (1996). **Real options: managerial flexibility and strategy in resource allocation**. Cambridge: The MIT Press, 1996.

TZENG, G. H.; HUANG, J. J. (2011). **Multiple attribute decision making: methods and applications**. United States: CRC Press, 349 p., 2011.

VALENTE, A. L. C.; ALMEIDA, A.; STRAUCH, M. T.; ARAÚJO, R. J. P.; PINHO, R. D. (2004). **Ranking distribution grid improvement projects – a solution using genetic algorithm**. IEEE Latin America Transmission & Distribution Conference & Exposition, p. 117-122, November, 2004.

VARGAS, R. V. (2009) **Exemplos de critérios de priorização de projetos**. Ricardo Vargas Project Management Office, 2009. Disponível em: www.ricardo-vargas.com. Acesso em 28/09/2009.

VAZIRI, M.; TOMSOVIC, K.; BOSE, A. (2004). **A directed graph formulation of the multistage distribution expansion problem**. *IEEE Trans. on Power Delivery*, v. 19, n. 3, p. 1335-1341, 2004.

VELDHUIZEN, D. A. V.; LAMOND, G. B. (2000). **On measuring multi-objective evolutionary algorithm performance**. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, 9 p., 2000.

VON WINTERFELDT, D.; EDWARDS, W. (1986). **Decision analysis and behavioral research**. Cambridge: Cambridge University Press, 1986.

VUINOVICH, F.; SANNINO, A.; IPPOLITO, M. G.; MORANA, G. (2004). **Considering power quality in expansion planning of distribution systems**. Proc. of the IEEE Power Engineering Society General Meeting, v. 1, p. 674-69, 2004.

WACLAWIAK, M. (2003). **Substation power quality monitoring to prioritize systems improvements**. IEEE Transmission and Distribution Conference and Exposition, v. 3, p. 1054-1057, 2003.

WANG, D. T. C.; OCHOA, L. F.; HARRISON, G. P. (2011). **Modified GA and data envelopment analysis for multistage distribution network expansion planning under uncertainty**. *IEEE Trans. on Power Systems*, v. 26, n. 2, p. 897-904, May, 2011.

WANG, H.; LIN, D.; LI, M. Q. (2005). **A competitive genetic algorithm for resource-constrained project scheduling problem**. Proc. of the 4th International Conf. on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, p. 2945-2949, Aug., 2005.

WANG, M.; DAI, G.; HU, H. (2010). **Improved NSGA-II algorithm for optimization of constrained functions**. IEEE Computer Society International Conference on Machine Vision and Human-machine interface, p. 673-675, 2010.

WARREN, C. A.; ADAMS, M. J. (2001). **Reliability on the regulatory horizon**. IEEE Power and Energy Society Transmission and Distribution Conference and Exposition, v. 2, p. 926-930, Atlanta, 2001.

WATSON, S. R.; BUEDE, D. M. (1987). **Decision synthesis**. Cambridge: Cambridge University Press, 1987.

WEBER, R.; WERNERS, B; ZIMMERMANN, H. J.(1990). **Planning models for research and development**. European Journal of Operational Research, n. 31(3), p. 342-349, 1990.

WHITLEY, D. (1994). **A genetic algorithm tutorial**. Statistics and Computing Journal, Netherlands: Springer, v. 4, n. 2, p. 65-85, June, 1994.

WIECHMANN, E. P.; PINO, E. J.; CARRANZA, J. A. (1998). **High reliability and improved power quality in low voltage distribution systems for nonlinear critical loads: an evaluation**. Proceedings of the 24th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON'98), v. 2, p. 848-853, Aachen, 1998.

YOON, K. P.; HWANG, G. (1995). **Multiple attribute decision making: an introduction**. Thousand Oaks: SAGE Publications, 1995.

ZELENY, M. (1998). **Multiple criteria decision making: eight concepts of optimality**. Human Systems Management, v. 17, p. 97-107, 1998.

ZHANG, Z. Z.; HOPE, G. S.; MALIK, O. P.(1989). **Expert systems in electric power systems – a bibliographical survey**. IEEE Transactions on Power Systems, v. 4, n. 4, p. 1355-1362, Oct., 1989.

ZHOU, Y.; SPARE, J. H. (2007). **Optimizing reliability project portfolios for electric distribution companies**. Proceedings of the IEEE Power Engineering Society General Meeting, p. 1-5, 2007.

ZITZLER, E., THIELE, L. (1998). **An evolutionary algorithm for multi-objective optimization: the Strength Pareto Approach**. Computer Engineering and Communication Networks Lab – TIK, Swiss Federal Institute of Technology – ETH. Zurich: Technical Report n. 43, May, 1998.

ZITZLER, E.; DEB, K.; THIELE, L. (2000). **Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: empirical results**. Evolutionary Computation, v. 8, n. 2, p. 173-195, 2000.

ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. (2001). **SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm**. Computer Engineering and Communication Networks Lab – TIK, Swiss Federal Institute of Technology – ETH. Zurich: Technical Report n. 102, May, 2001.

ZITZLER, E.; THIELE, L. (1999). **Multi-objective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach**. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, v. 3, n. 4, p. 257-271, November, 1999.

APÊNDICE A

Tabela A1 - Tipos e características dos distúrbios da qualidade da energia elétrica (Norma IEEE 1159/1995).

	Faixa	Duração Típica	Tensão
Variações de Longa Duração (sustentadas)			
Interrupção sustentada		> 1 min (*)	0 pu
Subtensão		> 1 min (*)	0,8 a 0,9 pu
Sobretensão		> 1 min (*)	1,1 a 1,2 pu
Variações de Curta Duração			
<i>Instantâneas</i>			
Afundamento de Tensão		0,5 a 30 ciclos	0,1 a 0,9 pu
Elevação de Tensão		0,5 a 30 ciclos	1,1 a 1,8 pu
<i>Momentâneas</i>			
Interrupção		0,5 ciclos a 3 s	< 0,1 pu
Afundamento de Tensão		30 ciclos a 3 s	0,1 a 0,9 pu
Elevação de Tensão		30 ciclos a 3 s	1,1 a 1,4 pu
<i>Temporárias</i>			
Interrupção		3 s a 1 min (*)	< 0,1 pu
Afundamento de Tensão		3 s a 1 min (*)	0,1 a 0,9 pu
Elevação de Tensão		3 s a 1 min (*)	1,1 a 1,2 pu
Transitórios			
<i>Impulsivos</i>			
Curtos	5 ns (subida)	< 50 ns	
Médios	1 µs (subida)	50 ns a 1 ms	
Longos	0,1 µs (subida)	> 1 ms	
<i>Oscilatórios</i>			
Baixa Frequência	< 5 kHz	0,3 a 50 ms	0 a 4 pu
Média Frequência	5 a 500 kHz	20 µs	0 a 8 pu
Alta Frequência	0,5 a 5 MHz	5 ms	0 a 4 pu
Distorções da Forma de Onda			
Tensão Contínua (<i>DC offset</i>)		regime permanente	0 a 0,1 %
Harmônicas	0 a 100ª harmônica	regime permanente	0 a 20 %
Inter-harmônicas	0,6 kHz	regime permanente	0 a 2 %
Recortes (<i>notching</i>)		regime permanente	
Ruídos	ampla	regime permanente	0 a 1 %
Outros Distúrbios			
Desequilíbrio de Tensão		regime permanente	0,5 a 2 %
Flutuações de Tensão	< 25 Hz	intermitente	0,1 a 7 %
Variações de Frequência		< 10s	

(*) Até 3min no caso brasileiro, conforme o PRODIST (ANEEL, 2012).

Fonte: adaptado de IEEE, 1995.

APÊNDICE B
PORTFÓLIOS DO CASO B E C

Tabela B1 – Caso B: composição dos portfólios (Seção 7.1.2)

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (RS)	Receita (RS)	VPL (RS)	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14					
B1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,00	0,00
B2	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	7533,56	26540756,39	26533222,83	
B3	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	18166,42	37547102,51	37528936,10	
B4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	1	18542,37	30609211,47	30590669,10	
B5	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3	0	0	0	2	26075,94	57149967,86	57123891,93	
B6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0	2	28683,80	45245117,84	45216434,04	
B7	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3	0	3	0	3	36217,36	71785874,24	71749656,87	
B8	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0	3	46850,22	82792220,36	82745370,14	
B9	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	3	0	3	0	4	54383,78	109332976,75	109278592,97	
B10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	0	2	75157,67	96204076,87	96128919,20	
B11	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	0	0	0	3	82691,23	122744833,26	122662142,03	
B12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	0	3	85299,10	110839983,24	110754684,15	
B13	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	4	92832,66	137380739,64	137287906,98	
B14	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3	3	0	3	0	4	103465,51	148387085,76	148283620,24	
B15	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	5	110999,08	174927842,15	174816843,08	
B16	0	0	3	3	0	0	0	0	0	3	3	0	3	0	5	141807,41	154900380,37	154758572,96	
B17	0	0	3	3	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	6	149340,97	181441136,76	181291795,80	
B18	0	3	0	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	5	172499,74	150985947,71	150813447,97	
B19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	0	0	3	176221,64	117558173,64	117381952,00	
B20	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	3	0	0	4	183755,20	144098930,03	143915174,83	
B21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	0	4	186363,07	132194080,01	132007716,95	
B22	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	5	193896,63	158734836,40	158540939,78	
B23	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3	3	3	3	0	5	204529,48	169741182,53	169536653,04	
B24	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	6	212063,04	196281938,92	196069875,88	

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
B25	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	242871,37	176254477,14	176011605,76
B26	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	7	250404,94	202795233,53	202544828,60
B27	0	3	0	0	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	273563,71	172340044,48	172066480,77
B28	0	3	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	284196,57	183346390,60	183062194,04
B29	0	3	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	7	291730,13	209887146,99	209595416,87
B30	0	3	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	7	322538,46	189859685,22	189537146,76
B31	0	3	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	8	330072,02	216400441,61	216070369,59
B32	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	3	0	3	358376,25	111674539,69	111316163,44
B33	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	0	0	3	0	4	365909,81	138215296,08	137849386,27
B34	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	4	368517,68	126310446,06	125941928,38
B35	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	5	376051,24	152851202,45	152475151,21
B36	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	5	386684,09	163857548,57	163470864,48
B37	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	6	394217,66	190398304,97	190004087,31
B38	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	6	425025,99	170370843,19	169945817,20
B39	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	7	432559,55	196911599,58	196479040,03
B40	0	3	0	0	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	6	455718,32	166456410,53	166000692,20
B41	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	0	3	0	4	459440,22	133028636,45	132569196,24
B42	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	3	0	3	0	5	466973,78	159569392,85	159102419,07
B43	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	5	469581,65	147664542,83	147194961,18
B44	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	6	477115,21	174205299,22	173728184,01
B45	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	6	487748,06	185211645,34	184723897,28
B46	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	7	495281,62	211752401,73	211257120,11
B47	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	7	526089,95	191724939,95	191198850,00
B48	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	8	533623,52	218265696,35	217732072,83
B49	0	3	0	0	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	7	556782,29	187810507,29	187253725,00
B50	0	3	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	7	567415,15	198816853,42	198249438,27
B51	0	3	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	8	574948,71	225357609,81	224782661,10
B52	0	3	3	2	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	8	607573,68	246631960,80	246024387,11
B53	0	3	3	2	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	9	615107,24	273172717,19	272557609,95

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
B54	0	0	0	2	2	0	0	3	3	2	3	2	3	0	8	658959,24	338696701,15	338037741,91
B55	0	0	2	2	0	0	0	3	3	2	3	2	3	0	8	692848,41	296639031,42	295946183,01
B56	0	0	2	2	2	0	0	3	3	2	3	2	3	0	9	701135,32	352374619,84	351673484,52
B57	0	2	0	0	2	0	0	3	3	2	3	2	3	0	8	726609,98	288418722,83	287692112,85
B58	0	2	0	2	0	0	0	3	3	2	3	2	3	0	8	738306,12	311532049,69	310793743,57
B59	0	2	0	2	2	0	0	3	3	2	3	2	3	0	9	746593,04	367267638,11	366521045,08
B60	0	2	2	2	0	0	0	3	3	2	3	2	3	0	9	780482,20	325209968,38	324429486,18
B61	0	2	2	2	2	0	0	3	3	2	3	2	3	0	10	788769,12	380945556,80	380156787,68
B62	0	2	0	2	0	3	0	2	2	2	3	3	3	0	9	956365,78	390764938,11	389808572,32
B63	0	2	0	2	3	3	0	2	2	2	3	3	3	0	10	963899,34	417305694,50	416341795,15
B64	0	2	2	2	0	3	0	2	2	2	3	3	3	0	10	998541,87	404442856,79	403444314,93
B65	0	2	2	2	3	3	0	2	2	2	3	3	3	0	11	1006075,43	430983613,19	429977537,76
B66	0	3	3	2	3	0	0	0	3	3	3	3	3	2	10	1183885,76	309736221,96	308552336,20
B67	0	0	0	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	9	1230606,11	444411667,04	443181060,93
B68	0	0	1	2	0	0	0	3	3	1	3	2	3	2	9	1267884,19	378120768,55	376852884,36
B69	0	0	1	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	10	1276999,80	465970672,21	464693672,41
B70	0	1	0	0	2	0	0	3	3	1	3	2	3	2	9	1306191,53	378481675,25	377175483,72
B71	0	1	0	2	0	0	0	3	3	1	3	2	3	2	9	1317887,67	401595002,11	400277114,44
B72	0	1	0	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	10	1327003,28	489444905,77	488117902,49
B73	0	1	1	2	0	0	0	3	3	1	3	2	3	2	10	1364281,36	423154007,28	421789725,92
B74	0	1	1	2	1	0	0	3	3	1	3	2	3	2	11	1373396,97	511003910,94	509630513,97
B75	0	1	0	2	0	1	0	3	3	1	3	2	3	2	10	1556969,58	453999603,93	452442634,35
B76	0	1	0	2	1	1	0	3	3	1	3	2	3	2	11	1566085,19	541849507,58	540283422,40
B77	0	1	1	2	0	1	0	3	3	1	3	2	3	2	11	1603363,27	475558609,10	473955245,83
B78	0	3	3	3	3	1	0	1	3	2	3	3	3	2	12	1614474,74	376613406,36	374998931,62

(*) 0 – projeto não priorizado.

Tabela B2 – Portfólios do Caso B: pontuações dos critérios técnicos.

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
B1	0	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
B2	1350	0,0105	0,0719	0,0196	0,0552	0,0190	0,0000	0,0552	0,0439	0,2752
B3	2350	0,0182	0,0820	0,0163	0,0980	0,0157	0,1258	0,1197	0,0614	0,5370
B4	13354	0,1036	0,0679	0,0207	0,1509	0,0194	0,3524	0,2224	0,1228	1,0601
B5	14704	0,1140	0,1398	0,0403	0,2061	0,0385	0,3524	0,2776	0,1667	1,3353
B6	20386	0,1581	0,1365	0,0860	0,2185	0,0784	0,3524	0,3122	0,2193	1,5614
B7	21736	0,1686	0,2084	0,1055	0,2736	0,0975	0,3524	0,3674	0,2632	1,8366
B8	22736	0,1763	0,2185	0,1023	0,3164	0,0941	0,4782	0,4319	0,2807	2,0984
B9	24086	0,1868	0,2904	0,1219	0,3716	0,1131	0,4782	0,4871	0,3246	2,3736
B10	32735	0,2539	0,1424	0,0261	0,2601	0,0247	0,5396	0,2379	0,1404	1,6251
B11	34085	0,2643	0,2144	0,0457	0,3153	0,0437	0,5396	0,2930	0,1842	1,9003
B12	39767	0,3084	0,2111	0,0914	0,3277	0,0837	0,5396	0,3277	0,2368	2,1265
B13	41117	0,3189	0,2830	0,1110	0,3829	0,1027	0,5396	0,3829	0,2807	2,4017
B14	42117	0,3266	0,2931	0,1077	0,4257	0,0994	0,6654	0,4474	0,2982	2,6635
B15	43467	0,3371	0,3650	0,1273	0,4809	0,1184	0,6654	0,5025	0,3421	2,9387
B16	43906	0,3405	0,3640	0,1153	0,4336	0,1068	0,6654	0,4530	0,3333	2,8119
B17	45256	0,3510	0,4359	0,1349	0,4887	0,1258	0,6654	0,5082	0,3772	3,0871
B18	45287	0,3512	0,3235	0,2144	0,4347	0,1966	0,5396	0,4292	0,4211	2,9102
B19	47866	0,3712	0,2414	0,1382	0,3119	0,1258	0,5396	0,2731	0,1579	2,1592
B20	49216	0,3817	0,3134	0,1578	0,3671	0,1449	0,5396	0,3282	0,2018	2,4344
B21	54898	0,4257	0,3101	0,2035	0,3795	0,1848	0,5396	0,3629	0,2544	2,6606
B22	56248	0,4362	0,3820	0,2231	0,4347	0,2039	0,5396	0,4181	0,2982	2,9358
B23	57248	0,4440	0,3921	0,2198	0,4775	0,2005	0,6654	0,4826	0,3158	3,1976
B24	58598	0,4544	0,4640	0,2394	0,5327	0,2195	0,6654	0,5378	0,3596	3,4728
B25	59037	0,4578	0,4630	0,2274	0,4854	0,2079	0,6654	0,4882	0,3509	3,3460
B26	60387	0,4683	0,5349	0,2470	0,5405	0,2269	0,6654	0,5434	0,3947	3,6212
B27	60418	0,4685	0,4225	0,3264	0,4865	0,2977	0,5396	0,4644	0,4386	3,4443
B28	61418	0,4763	0,4326	0,3232	0,5293	0,2943	0,6654	0,5289	0,4561	3,7061

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
B29	62768	0,4868	0,5045	0,3428	0,5845	0,3134	0,6654	0,5841	0,5000	3,9813
B30	63207	0,4902	0,5036	0,3308	0,5372	0,3017	0,6654	0,5345	0,4912	3,8546
B31	64557	0,5006	0,5755	0,3504	0,5923	0,3208	0,6654	0,5897	0,5351	4,1298
B32	71497	0,5545	0,2190	0,1295	0,3164	0,1254	0,5396	0,2732	0,1667	2,3242
B33	72847	0,5649	0,2909	0,1491	0,3716	0,1445	0,5396	0,3283	0,2105	2,5995
B34	78529	0,6090	0,2876	0,1948	0,3840	0,1844	0,5396	0,3630	0,2632	2,8256
B35	79879	0,6195	0,3595	0,2144	0,4392	0,2035	0,5396	0,4182	0,3070	3,1008
B36	80879	0,6272	0,3696	0,2111	0,4820	0,2001	0,6654	0,4827	0,3246	3,3626
B37	82229	0,6377	0,4415	0,2307	0,5372	0,2191	0,6654	0,5379	0,3684	3,6378
B38	82668	0,6411	0,4405	0,2187	0,4899	0,2075	0,6654	0,4883	0,3596	3,5111
B39	84018	0,6516	0,5125	0,2383	0,5450	0,2265	0,6654	0,5435	0,4035	3,7863
B40	84049	0,6518	0,4000	0,3177	0,4910	0,2973	0,5396	0,4645	0,4474	3,6094
B41	86628	0,6718	0,3180	0,2416	0,3682	0,2265	0,5396	0,3084	0,1842	2,8584
B42	87978	0,6823	0,3899	0,2612	0,4234	0,2456	0,5396	0,3636	0,2281	3,1336
B43	93660	0,7263	0,3866	0,3069	0,4358	0,2855	0,5396	0,3983	0,2807	3,3597
B44	95010	0,7368	0,4585	0,3264	0,4910	0,3046	0,5396	0,4534	0,3246	3,6349
B45	96010	0,7446	0,4686	0,3232	0,5338	0,3012	0,6654	0,5179	0,3421	3,8967
B46	97360	0,7550	0,5405	0,3428	0,5890	0,3202	0,6654	0,5731	0,3860	4,1719
B47	97799	0,7584	0,5395	0,3308	0,5417	0,3086	0,6654	0,5235	0,3772	4,0452
B48	99149	0,7689	0,6115	0,3504	0,5968	0,3277	0,6654	0,5787	0,4211	4,3204
B49	99180	0,7691	0,4990	0,4298	0,5428	0,3984	0,5396	0,4997	0,4649	4,1435
B50	100180	0,7769	0,5091	0,4266	0,5856	0,3950	0,6654	0,5642	0,4825	4,4053
B51	101530	0,7874	0,5810	0,4461	0,6408	0,4141	0,6654	0,6194	0,5263	4,6805
B52	101969	0,7908	0,5801	0,4342	0,5935	0,4025	0,6654	0,5699	0,5175	4,5537
B53	103319	0,8012	0,6520	0,4538	0,6486	0,4215	0,6654	0,6250	0,5614	4,8289
B54	103884	0,8056	0,5824	0,4951	0,6205	0,4555	0,6654	0,6003	0,5088	4,7335
B55	104323	0,8090	0,5814	0,4831	0,5732	0,4439	0,6654	0,5507	0,5000	4,6068
B56	105673	0,8195	0,6533	0,5027	0,6284	0,4629	0,6654	0,6059	0,5439	4,8820
B57	105704	0,8197	0,5409	0,5822	0,5743	0,5337	0,5396	0,5270	0,5877	4,7051

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)								
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total
B58	106704	0,8275	0,5510	0,5789	0,6171	0,5303	0,6654	0,5915	0,6053	4,9669
B59	108054	0,8380	0,6229	0,5985	0,6723	0,5493	0,6654	0,6466	0,6491	5,2421
B60	108493	0,8414	0,6219	0,5865	0,6250	0,5377	0,6654	0,5971	0,6404	5,1153
B61	109843	0,8518	0,6939	0,6061	0,6802	0,5568	0,6654	0,6522	0,6842	5,3906
B62	110446	0,8565	0,6257	0,6975	0,6430	0,6405	0,6654	0,6226	0,6754	5,4266
B63	111796	0,8670	0,6976	0,7171	0,6982	0,6595	0,6654	0,6778	0,7193	5,7018
B64	112235	0,8704	0,6966	0,7051	0,6509	0,6479	0,6654	0,6282	0,7105	5,5751
B65	113585	0,8809	0,7685	0,7247	0,7061	0,6669	0,6654	0,6834	0,7544	5,8503
B66	114436	0,8875	0,7491	0,5952	0,7939	0,6283	0,9220	0,7273	0,6053	5,9087
B67	115001	0,8918	0,6795	0,6366	0,7658	0,6623	0,9220	0,7026	0,5526	5,8133
B68	115440	0,8952	0,6785	0,6246	0,7185	0,6507	0,9220	0,6531	0,5439	5,6865
B69	116790	0,9057	0,7504	0,6442	0,7736	0,6698	0,9220	0,7082	0,5877	5,9617
B70	116821	0,9060	0,6380	0,7236	0,7196	0,7405	0,7963	0,6293	0,6316	5,7848
B71	117821	0,9137	0,6481	0,7203	0,7624	0,7371	0,9220	0,6938	0,6491	6,0466
B72	119171	0,9242	0,7200	0,7399	0,8176	0,7562	0,9220	0,7489	0,6930	6,3218
B73	119610	0,9276	0,7191	0,7280	0,7703	0,7446	0,9220	0,6994	0,6842	6,1951
B74	120960	0,9381	0,7910	0,7476	0,8255	0,7636	0,9220	0,7545	0,7281	6,4703
B75	121563	0,9427	0,7228	0,8390	0,7883	0,8473	0,9220	0,7249	0,7193	6,5063
B76	122913	0,9532	0,7947	0,8585	0,8435	0,8663	0,9220	0,7801	0,7632	6,7815
B77	123352	0,9566	0,7937	0,8466	0,7962	0,8547	0,9220	0,7305	0,7544	6,6548
B78	124702	0,9671	0,8657	0,8662	0,8514	0,8738	0,9220	0,7857	0,7982	6,9300

Tabela B3 – Caso C: composição dos portfólios (Seção 7.1.3)

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	1	18542,37	30609211,47	30590669,10
C2	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	0	0	0	0	2	26075,94	57149967,86	57123891,93
C3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	3	0	0	2	28683,80	45245117,84	45216434,04
C4	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	3	36217,36	71785874,24	71749656,87
C5	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3	44242,35	94697070,38	94652828,03
C6	0	0	0	3	0	0	0	0	0	3	0	3	0	0	3	46850,22	82792220,36	82745370,14
C7	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	4	54383,78	109332976,75	109278592,97
C8	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	0	0	2	75157,67	96204076,87	96128919,20
C9	0	0	3	3	3	0	0	0	0	3	0	0	0	0	4	82584,24	101210364,99	101127780,75
C10	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	82691,23	122744833,26	122662142,03
C11	0	0	3	3	0	0	0	0	0	3	0	3	0	0	4	85192,11	89305514,97	89220322,86
C12	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	0	0	3	85299,10	110839983,24	110754684,15
C13	0	0	3	3	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	5	92725,67	115846271,36	115753545,69
C14	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	0	3	0	0	4	92832,66	137380739,64	137287906,98
C15	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	0	0	0	0	4	100857,65	160291935,78	160191078,13
C16	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	0	4	103465,51	148387085,76	148283620,24
C17	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	0	3	0	0	5	110999,08	174927842,15	174816843,08
C18	0	0	0	3	0	0	3	0	0	3	0	3	0	0	4	123408,08	105839593,90	105716185,82
C19	0	0	0	3	3	0	3	0	0	3	0	3	0	0	5	130941,64	132380350,29	132249408,65
C20	0	3	0	3	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	5	134050,86	122938184,83	122804133,96
C21	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	0	0	0	0	5	139199,54	166805230,39	166666030,85
C22	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	0	5	141807,41	154900380,37	154758572,96
C23	0	0	3	1	3	0	0	0	3	3	0	3	0	0	6	153155,92	268174943,57	268021787,66
C24	0	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	3	0	0	5	155447,75	130687073,52	130531625,77
C25	0	0	3	3	3	0	3	0	0	3	0	3	0	0	6	169283,53	138893644,91	138724361,37
C26	0	3	3	3	3	0	0	0	0	3	0	3	0	0	6	172392,76	129451479,44	129279086,68
C27	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	0	0	0	3	176221,64	117558173,64	117381952,00
C28	0	0	0	3	0	0	3	0	3	3	0	3	0	0	5	180023,37	171434459,30	171254435,93

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C29	0	2	0	0	2	0	0	0	3	3	0	3	0	0	5	181219,81	195146508,63	194965288,82
C30	0	3	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	0	0	5	183132,60	161992293,84	161809161,24
C31	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	3	0	0	0	4	183755,20	144098930,03	143915174,83
C32	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	4	186363,07	132194080,01	132007716,95
C33	0	0	0	3	3	0	3	0	3	3	0	3	0	0	6	187556,93	197975215,69	197787658,76
C34	0	3	0	3	3	0	0	0	3	3	0	3	0	0	6	190666,16	188533050,23	188342384,07
C35	0	0	3	3	3	0	0	0	0	3	3	3	0	0	6	193789,64	137200368,13	137006578,49
C36	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	5	193896,63	158734836,40	158540939,78
C37	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	3	0	0	0	5	201921,62	181646032,55	181444110,93
C38	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	5	204529,48	169741182,53	169536653,04
C39	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	212063,04	196281938,92	196069875,88
C40	0	0	3	3	3	0	3	0	3	3	0	3	0	0	7	225898,83	204488510,31	204262611,48
C41	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	0	0	0	6	240263,51	188159327,16	187919063,65
C42	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	242871,37	176254477,14	176011605,76
C43	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	7	250404,94	202795233,53	202544828,60
C44	0	0	3	3	3	0	3	0	0	3	3	3	0	0	7	270347,50	160247741,67	159977394,17
C45	0	3	0	0	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	273563,71	172340044,48	172066480,77
C46	0	0	0	3	0	0	3	0	3	3	3	3	0	0	6	281087,34	192788556,07	192507468,73
C47	0	3	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	6	284196,57	183346390,60	183062194,04
C48	0	0	0	3	3	0	3	0	3	3	3	3	0	0	7	288620,90	219329312,46	219040691,56
C49	0	3	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	7	291730,13	209887146,99	209595416,87
C50	0	3	3	3	0	0	0	0	3	3	3	3	0	0	7	322538,46	189859685,22	189537146,76
C51	0	0	3	3	3	0	3	0	3	3	3	3	0	0	8	326962,79	225842607,07	225515644,28
C52	0	3	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	8	330072,02	216400441,61	216070369,59
C53	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	3	0	3	358376,25	111674539,69	111316163,44
C54	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	0	0	3	0	4	365909,81	138215296,08	137849386,27
C55	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	4	368517,68	126310446,06	125941928,38
C56	0	0	0	2	3	0	0	3	3	3	3	3	0	0	7	372118,93	244261776,68	243889657,76
C57	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	5	376051,24	152851202,45	152475151,21

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C58	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	0	0	3	0	5	384076,23	175762398,59	175378322,37
C59	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	5	386684,09	163857548,57	163470864,48
C60	0	0	0	3	3	0	3	3	0	3	3	3	0	0	7	390244,85	160412472,06	160022227,21
C61	0	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	0	7	401110,62	182932502,14	182531391,52
C62	0	0	3	3	3	0	0	3	3	3	3	3	0	0	8	408644,18	209473258,53	209064614,35
C63	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	0	0	3	0	6	422418,12	182275693,21	181853275,09
C64	0	0	3	3	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	6	425025,99	170370843,19	169945817,20
C65	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	7	432559,55	196911599,58	196479040,03
C66	0	0	0	2	3	3	3	0	0	2	3	2	0	0	7	434278,98	260638095,44	260203816,46
C67	0	3	0	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	0	7	442435,81	190024415,60	189581979,79
C68	0	3	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	0	0	8	449969,37	216565171,99	216115202,62
C69	0	3	0	0	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	6	455718,32	166456410,53	166000692,20
C70	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	0	3	0	4	459440,22	133028636,45	132569196,24
C71	0	0	0	3	0	0	3	0	3	3	0	3	3	0	6	463241,95	186904922,12	186441680,16
C72	0	3	0	3	0	0	0	0	3	3	0	3	3	0	6	466351,18	177462756,65	176996405,47
C73	0	0	0	0	3	0	0	0	3	3	3	0	3	0	5	466973,78	159569392,85	159102419,07
C74	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	5	469581,65	147664542,83	147194961,18
C75	0	3	0	3	3	0	0	0	3	3	0	3	3	0	7	473884,74	204003513,04	203529628,30
C76	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	0	8	480777,70	196537710,21	196056932,51
C77	0	0	2	2	3	3	0	0	2	2	1	3	0	0	8	482383,32	422246324,45	421763941,13
C78	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	3	0	3	0	6	485140,20	197116495,36	196631355,17
C79	0	0	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	6	487748,06	185211645,34	184723897,28
C80	0	3	3	3	3	0	0	3	3	3	3	3	0	0	9	488311,26	223078466,60	222590155,34
C81	0	0	0	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	7	495281,62	211752401,73	211257120,11
C82	0	0	3	3	3	0	3	0	3	3	0	3	3	0	8	509117,41	219958973,12	219449855,71
C83	0	0	0	3	3	0	3	0	0	3	3	3	3	0	7	515224,18	169204909,87	168689685,69
C84	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	0	3	0	7	523482,09	203629789,97	203106307,89
C85	0	0	2	3	3	3	3	0	3	2	3	3	0	0	9	530239,58	282509569,75	281979330,18
C86	0	0	3	3	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	8	533623,52	218265696,35	217732072,83

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C87	0	3	1	2	3	3	0	0	3	3	3	3	0	0	9	537528,81	288580170,92	288042642,10
C88	0	0	3	3	1	0	1	1	3	2	3	3	0	0	9	537945,71	396165582,58	395627636,87
C89	0	0	3	3	3	0	3	0	0	3	3	3	3	0	8	553566,08	175718204,49	175164638,41
C90	0	0	0	3	0	0	3	0	3	3	3	3	3	0	7	564305,92	208259018,88	207694712,96
C91	0	3	0	3	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	7	567415,15	198816853,42	198249438,27
C92	0	0	0	3	3	0	3	0	3	3	3	3	3	0	8	571839,48	234799775,27	234227935,79
C93	0	3	0	3	1	0	0	0	3	3	3	3	3	0	8	576530,76	286666757,07	286090226,32
C94	0	0	0	3	3	3	3	3	0	3	3	3	0	0	8	587833,20	176244678,04	175656844,84
C95	0	0	3	1	0	0	3	0	3	3	3	3	3	0	8	606462,76	301506120,31	300899657,54
C96	0	3	2	3	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	8	609591,23	212494772,10	211885180,88
C97	0	0	3	2	3	0	3	0	3	3	3	3	3	0	9	611998,02	282614882,65	282002884,64
C98	0	3	2	1	3	0	0	0	3	3	3	3	3	0	9	620939,74	325769335,31	325148395,57
C99	0	0	3	3	3	3	3	3	0	2	3	2	0	0	9	629043,47	232527602,28	231898558,81
C100	3	0	0	2	2	0	3	0	0	2	0	3	0	0	6	642672,22	245030142,96	244387470,74
C101	3	2	0	3	3	0	0	0	3	0	3	0	0	0	6	649323,92	146386928,96	145737605,04
C102	0	0	0	3	3	0	2	0	0	3	0	3	0	3	6	655668,80	175143653,94	174487985,14
C103	0	0	0	3	3	0	0	3	2	3	3	3	3	0	8	659182,39	290584778,67	289925596,28
C104	3	0	0	3	3	0	0	0	0	3	2	3	0	0	6	672860,49	162659595,21	161986734,72
C105	3	0	2	2	2	0	3	0	0	2	0	3	0	0	7	684848,30	258708061,65	258023213,34
C106	3	2	3	3	1	0	0	0	0	3	0	3	0	0	7	689247,86	214209370,84	213520122,97
C107	0	0	3	3	3	3	3	3	2	2	3	2	0	0	10	691320,30	370276819,63	369585499,33
C108	0	0	3	3	3	0	0	3	3	3	2	3	3	0	9	701969,15	248433227,79	247731258,63
C109	0	0	0	3	2	0	3	3	0	2	3	2	2	0	8	705407,02	271864905,62	271159498,60
C110	0	0	0	2	3	3	2	0	0	2	3	3	3	0	8	724139,20	285361172,14	284637032,94
C111	0	0	3	2	2	0	3	2	0	2	3	3	3	0	9	732053,48	293908834,40	293176780,92
C112	0	0	2	2	3	3	0	0	2	2	3	3	3	0	9	744378,47	38838823,73	387644445,27
C113	3	0	2	2	2	0	2	0	3	2	0	3	0	0	8	749119,39	349655037,94	348905918,56
C114	0	0	0	3	3	0	0	0	1	3	2	3	0	3	7	751130,03	388706777,19	387955647,16
C115	0	3	0	3	0	0	0	2	3	2	2	3	3	0	8	753438,95	270000344,97	269246906,03

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C116	3	0	0	2	2	0	3	0	0	2	2	3	0	0	7	753842,59	289873746,17	289119903,58
C117	3	2	2	3	3	0	0	0	1	2	0	3	0	0	8	761858,75	410853984,74	410092125,99
C118	0	0	0	3	0	0	3	2	1	1	2	3	3	0	8	764258,59	468003795,40	467239536,80
C119	0	0	0	2	2	0	3	0	0	2	2	2	0	3	7	764621,75	314901420,68	314136798,92
C120	3	0	2	3	3	0	0	0	3	2	2	3	0	0	8	773506,11	275602511,92	274829005,81
C121	0	2	0	3	3	0	0	1	3	3	3	3	3	0	9	774384,90	262427601,43	261653216,53
C122	0	2	2	2	3	1	0	1	3	3	2	3	0	0	10	784347,35	377830978,33	377046630,98
C123	0	0	3	3	3	0	3	0	3	3	0	3	0	2	8	794677,34	241052015,08	240257337,74
C124	3	0	2	2	2	0	3	0	0	2	2	3	0	0	8	796018,67	303551664,86	302755646,19
C125	0	2	2	3	0	0	0	2	3	3	2	3	3	0	9	801727,50	264973859,92	264172132,42
C126	0	0	2	2	2	0	3	0	0	2	2	2	0	3	8	806797,84	328579339,36	327772541,53
C127	0	0	0	2	3	0	2	0	3	2	2	3	0	3	8	827125,34	360554067,93	359726942,60
C128	0	0	3	3	3	2	2	0	3	3	3	3	3	0	10	835184,35	299912813,36	299077629,01
C129	0	2	2	2	3	3	0	0	3	2	2	3	3	0	10	836457,13	368294915,20	367458458,07
C130	0	3	2	3	2	0	0	1	1	2	1	3	3	0	10	844314,51	524856858,49	524012543,98
C131	3	0	2	3	3	0	2	0	3	2	2	3	0	0	9	857719,75	324001996,36	323144276,60
C132	3	2	2	3	3	0	0	0	3	2	2	3	0	0	9	861139,90	304173448,88	303312308,98
C133	0	0	1	3	2	0	2	0	3	2	2	2	0	3	9	873469,89	386105589,38	385232119,49
C134	0	2	2	1	3	0	0	0	2	1	2	3	0	3	9	882421,07	509026931,01	508144509,94
C135	0	0	0	3	3	3	3	3	0	3	3	3	2	0	9	899373,64	208732649,95	207833276,31
C136	0	0	0	2	3	0	0	2	3	2	2	3	0	3	8	916974,86	326178435,99	325261461,13
C137	3	0	0	3	2	0	2	2	0	3	2	3	0	0	8	931890,66	254277764,17	253345873,52
C138	0	0	2	2	3	3	2	2	0	2	3	3	3	0	10	940378,45	313062943,32	312122564,87
C139	0	0	3	3	3	1	0	3	3	3	2	3	3	0	10	941051,06	300837829,60	299896778,54
C140	3	0	0	2	2	0	3	0	0	2	0	3	2	0	7	954212,66	277518114,87	276563902,21
C141	0	0	2	2	3	0	0	2	3	2	2	3	0	3	9	959150,94	339856354,68	338897203,73
C142	0	0	0	2	3	3	2	2	2	2	3	3	3	0	10	960479,20	437134241,98	436173762,78
C143	3	0	3	2	3	0	2	2	0	3	2	3	0	0	9	971295,84	272898039,52	271926743,69
C144	0	3	0	3	3	3	0	3	3	3	1	3	2	0	10	980321,59	314213313,42	313232991,82

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C145	3	2	0	3	3	0	0	2	3	2	2	3	0	0	9	993026,98	304519382,68	303526355,70
C146	0	0	2	2	3	3	2	2	2	2	3	3	3	0	11	1002655,28	450812160,67	449809505,39
C147	0	2	0	2	3	0	0	2	3	2	2	3	0	3	9	1004608,65	354749372,95	353744764,29
C148	3	0	3	2	3	2	2	0	0	3	2	3	0	0	9	1014579,86	292121819,60	2911107239,74
C149	0	0	3	3	3	2	2	0	0	1	2	3	0	3	9	1026422,14	330455462,83	329429040,69
C150	0	2	3	3	3	1	0	3	3	3	2	3	3	0	11	1028684,86	329408766,56	328380081,70
C151	0	0	0	3	3	0	1	0	3	2	0	2	2	3	8	1035114,28	350883442,86	349848328,58
C152	3	0	0	3	3	0	0	0	3	2	2	3	2	0	8	1042870,46	294412565,14	293369694,68
C153	3	0	0	2	3	2	1	0	3	2	2	3	0	0	9	1043128,87	412760844,99	411717716,13
C154	3	2	2	3	3	0	0	1	3	2	2	3	0	0	10	1052609,38	326277711,62	325225102,23
C155	0	0	0	3	3	0	0	0	2	2	2	2	2	3	8	1059311,16	391594591,59	390535280,43
C156	3	0	0	2	3	0	3	0	0	2	2	2	2	0	8	1065643,81	309266383,06	308200739,25
C157	0	0	0	2	2	0	3	0	0	2	2	2	2	3	8	1076162,19	347389392,59	346313230,39
C158	0	1	0	2	3	1	0	0	3	2	2	3	0	3	9	1078390,78	409592424,04	408514033,27
C159	3	0	2	3	3	0	0	0	3	2	2	3	2	0	9	1085046,55	308090483,83	307005437,28
C160	3	2	2	3	3	1	0	0	3	2	2	3	0	0	10	1100221,81	356578050,69	355477828,88
C161	3	0	2	2	2	0	3	0	0	2	2	3	2	0	9	1107559,11	336039636,77	334932077,66
C162	0	0	2	2	2	0	3	0	0	2	2	2	2	3	9	1118338,27	361067311,27	359948973,00
C163	0	0	1	3	3	1	2	0	2	1	2	2	0	3	10	1119499,63	518506856,98	517387357,35
C164	0	2	0	3	0	0	0	0	3	2	2	2	2	3	8	1133749,86	321470420,21	320336670,35
C165	3	0	0	3	2	2	2	2	0	3	2	3	0	0	9	1149237,85	287525396,74	286376158,90
C166	0	0	0	2	3	0	1	0	2	1	2	2	2	3	9	1155802,47	546220356,66	545064554,19
C167	3	0	0	3	1	0	2	0	3	2	2	3	1	0	9	1159820,20	422840456,85	421680636,65
C168	3	2	2	3	3	0	0	0	3	2	2	3	2	0	10	1172680,34	336661420,79	335488740,45
C169	2	0	3	3	3	3	3	3	0	2	3	2	0	0	10	1187080,46	250341934,31	249154853,85
C170	3	0	2	3	3	0	2	0	3	2	2	3	1	0	10	1200414,23	375209228,27	374008814,04
C171	0	0	2	3	3	0	1	0	1	3	1	3	2	3	10	1208598,59	536997931,30	535789332,70
C172	3	0	0	2	2	2	1	2	3	3	2	3	0	0	10	1216091,15	422309396,90	421093305,75
C173	0	0	0	2	3	2	1	2	3	1	2	3	0	3	10	1228996,72	472750020,87	471521024,15

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C174	0	0	0	3	3	0	0	3	1	3	3	3	2	9	1234188,59	406518070,57	405283881,99	
C175	2	0	3	3	3	3	3	3	1	2	3	2	0	11	1255584,97	467460938,79	466205353,82	
C176	3	0	0	2	3	0	3	1	0	2	2	2	0	9	1257113,29	331370645,79	330113532,50	
C177	0	0	3	3	3	2	2	2	1	1	2	3	0	11	1268989,82	561598319,80	560329329,98	
C178	0	0	1	3	3	0	0	3	1	3	3	3	2	10	1280582,28	428077075,74	426796493,47	
C179	2	0	0	3	3	0	1	0	1	3	0	3	0	3	8	1290631,66	437964312,42	436673680,77
C180	3	2	2	3	3	1	0	1	3	2	2	3	0	11	1291691,29	378682313,43	377390622,14	
C181	3	0	3	3	2	0	2	1	0	3	2	3	2	10	1299179,31	301359440,94	300060261,64	
C182	3	0	0	3	2	0	0	0	3	2	1	3	0	8	1311978,93	353521387,12	352209408,19	
C183	3	0	0	3	3	0	2	1	3	2	2	3	2	10	1318553,59	364916312,32	363597758,73	
C184	0	2	0	3	0	0	0	1	3	2	2	2	2	3	9	1325219,35	343574682,95	342249463,61
C185	0	0	0	3	3	0	2	1	3	2	2	2	2	3	10	1329332,76	389943986,82	388614654,06
C186	3	0	3	3	2	0	1	0	1	3	0	3	0	9	1330703,41	483493434,32	482162730,91	
C187	0	2	0	3	3	0	0	1	3	2	2	2	2	3	10	1332752,91	370115439,34	368782686,44
C188	0	0	2	3	1	1	0	0	2	1	2	2	2	3	10	1344190,86	556023405,24	554679214,37
C189	3	0	0	3	2	0	1	0	0	3	1	3	0	2	8	1346144,41	330543195,52	329197051,12
C190	3	0	3	3	2	1	2	0	0	3	2	3	2	10	1346791,73	331659780,02	330312988,29	
C191	0	0	3	2	2	1	2	0	0	3	2	3	2	3	10	1358373,40	381889770,28	380531396,88
C192	3	0	2	3	3	0	2	1	3	2	2	3	2	11	1360729,67	378594231,01	377233501,33	
C193	0	2	2	3	0	0	0	1	3	2	2	2	2	3	10	1367395,43	357252601,64	355885206,21
C194	0	0	2	3	3	0	2	1	3	2	2	2	2	3	11	1371508,84	403621905,51	402250396,67
C195	0	2	2	3	3	0	0	1	3	2	2	2	2	3	11	1374928,99	383793358,03	382418429,04
C196	3	0	3	3	2	0	1	0	0	3	1	3	0	9	1384486,30	337056490,14	335672003,84	
C197	3	0	0	3	3	0	1	0	3	2	1	3	0	9	1403860,58	400613361,51	399209500,93	
C198	3	1	0	3	3	0	0	0	3	2	1	3	0	9	1407622,75	369359793,82	367952171,07	
C199	3	2	2	3	3	1	0	0	3	2	2	3	2	11	1411762,25	389066022,60	387654260,35	
C200	3	0	1	3	2	1	2	0	2	3	2	3	2	11	1417120,36	484454707,92	483037587,56	
C201	0	0	2	3	3	1	2	0	3	2	2	2	2	3	11	1419121,27	433922244,59	432503123,32
C202	3	0	3	3	0	0	1	0	1	3	1	3	0	9	1444703,89	498439906,19	496995202,30	

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C203	3	0	1	3	2	0	1	0	3	2	1	3	0	2	10	1451007,63	451367198,71	449916191,08
C204	3	1	1	3	3	0	0	0	3	2	1	3	0	2	10	1454016,44	390918798,99	389464782,55
C205	2	0	0	3	3	3	3	3	0	3	3	3	1	0	10	1488564,67	245266241,98	243777677,32
C206	3	0	0	3	3	0	0	1	3	2	1	3	0	2	9	1502695,06	346430817,83	344928122,77
C207	0	0	3	3	3	0	3	3	1	3	3	1	2	11	1521599,42	383783479,70	382261880,27	
C208	2	0	0	3	3	0	1	1	0	3	1	3	0	3	9	1535884,03	313631630,98	312095746,95
C209	3	0	3	3	2	1	2	1	0	3	2	3	2	0	11	1538261,21	353764042,76	352225781,54
C210	2	0	1	2	3	0	0	1	3	2	1	3	0	3	10	1549928,89	399470640,51	397920711,63
C211	3	0	0	3	3	1	2	1	3	2	2	3	2	0	11	1557635,50	417320914,13	415763278,63
C212	0	2	0	3	0	1	0	1	3	2	2	2	2	3	10	1564301,26	395979284,77	394414983,51
C213	0	0	0	2	3	1	1	3	1	3	3	3	3	2	11	1567722,15	576511291,58	574943569,43
C214	0	2	0	3	3	1	0	1	3	2	2	2	2	3	11	1571834,82	422520041,16	420948206,34
C215	3	0	3	3	2	0	1	1	0	3	1	3	0	2	10	1575955,78	359160752,88	357584797,09
C216	3	0	0	3	0	0	1	1	3	2	1	3	0	2	9	1587796,50	396176867,86	394589071,36
C217	3	0	0	3	3	0	1	1	3	2	1	3	0	2	10	1595330,07	422717624,25	421122294,19
C218	3	0	2	3	3	1	2	1	3	2	2	3	2	0	12	1599811,58	430998832,82	429399021,24
C219	3	2	2	3	3	1	0	1	3	2	2	3	2	0	12	1603231,73	411170285,34	409567053,61
C220	0	2	2	3	0	1	0	1	3	2	2	2	2	3	11	1606477,34	409657203,46	408050726,12
C221	0	0	2	3	3	1	2	1	3	2	2	2	2	3	12	1610590,75	456026507,33	454415916,58
C222	0	2	2	3	3	1	0	1	3	2	2	2	2	3	12	1614010,90	436197959,85	434583948,95
C223	2	0	3	2	3	1	1	0	0	3	1	3	0	3	10	1623654,99	391747077,44	390123422,45
C224	3	0	0	3	3	0	1	0	3	2	0	3	1	2	9	1624267,67	381138533,13	379514265,46
C225	3	0	3	3	0	0	1	1	1	3	1	3	0	2	10	1636173,37	520544168,93	518907995,56
C226	2	0	1	2	3	0	1	1	3	2	1	3	0	3	11	1642563,90	475757446,94	474114883,04
C227	2	1	1	2	3	0	0	1	3	2	1	3	0	3	11	1646326,06	444503879,25	442857553,19
C228	3	0	0	3	3	0	0	0	3	2	1	3	1	2	9	1653920,06	375533787,00	373879866,95
C229	3	1	1	3	3	0	0	0	3	2	0	3	1	2	10	1674423,52	371443970,60	369769547,08
C230	2	0	1	2	3	1	1	0	3	2	1	3	0	3	11	1690176,32	506057786,02	504367609,70
C231	3	0	1	3	3	0	0	0	3	2	1	3	1	2	10	1700313,75	397092792,17	395392478,43

Ptf.	Estágios dos Projetos em cada Portfólio*														Nr. Prj.	Custo (R\$)	Receita (R\$)	VPL (R\$)
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14				
C232	3	0	0	3	3	0	1	0	3	2	1	3	1	2	10	1746555,07	451820593,43	450074038,36

(*) 0 – projeto não priorizado.

Tabela B4 – Portfólios do Caso C: pontuações dos critérios técnicos.

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C1	13354	0,1036	0,0679	0,0207	0,1509	0,0194	0,3524	0,2224	0,1228	1,0601	0,5447
C2	14704	0,1140	0,1398	0,0403	0,2061	0,0385	0,3524	0,2776	0,1667	1,3353	0,7374
C3	20386	0,1581	0,1365	0,0860	0,2185	0,0784	0,3524	0,3122	0,2193	1,5614	0,8253
C4	21736	0,1686	0,2084	0,1055	0,2736	0,0975	0,3524	0,3674	0,2632	1,8366	1,0180
C5	17054	0,1323	0,2218	0,0566	0,3041	0,0541	0,4782	0,3972	0,2281	1,8723	1,0553
C6	22736	0,1763	0,2185	0,1023	0,3164	0,0941	0,4782	0,4319	0,2807	2,0984	1,1432
C7	24086	0,1868	0,2904	0,1219	0,3716	0,1131	0,4782	0,4871	0,3246	2,3736	1,3359
C8	32735	0,2539	0,1424	0,0261	0,2601	0,0247	0,5396	0,2379	0,1404	1,6251	0,8943
C9	18843	0,1461	0,2927	0,0642	0,3119	0,0616	0,4782	0,4028	0,2632	2,0207	1,1536
C10	34085	0,2643	0,2144	0,0457	0,3153	0,0437	0,5396	0,2930	0,1842	1,9003	1,0870
C11	24525	0,1902	0,2894	0,1099	0,3243	0,1015	0,4782	0,4375	0,3158	2,2469	1,2415
C12	39767	0,3084	0,2111	0,0914	0,3277	0,0837	0,5396	0,3277	0,2368	2,1265	1,1749
C13	25875	0,2007	0,3614	0,1295	0,3795	0,1206	0,4782	0,4927	0,3596	2,5221	1,4342
C14	41117	0,3189	0,2830	0,1110	0,3829	0,1027	0,5396	0,3829	0,2807	2,4017	1,3676
C15	36435	0,2826	0,2964	0,0620	0,4133	0,0594	0,6654	0,4127	0,2456	2,4373	1,4049
C16	42117	0,3266	0,2931	0,1077	0,4257	0,0994	0,6654	0,4474	0,2982	2,6635	1,4928
C17	43467	0,3371	0,3650	0,1273	0,4809	0,1184	0,6654	0,5025	0,3421	2,9387	1,6855
C18	24632	0,1910	0,2856	0,1055	0,3739	0,0971	0,4782	0,5039	0,3509	2,3861	1,3544
C19	25982	0,2015	0,3575	0,1251	0,4291	0,1161	0,4782	0,5591	0,3947	2,6613	1,5471
C20	28256	0,2191	0,3309	0,2252	0,4234	0,2070	0,4782	0,5334	0,4649	2,8822	1,5069
C21	38224	0,2964	0,3673	0,0696	0,4212	0,0668	0,6654	0,4183	0,2807	2,5858	1,5032
C22	43906	0,3405	0,3640	0,1153	0,4336	0,1068	0,6654	0,4530	0,3333	2,8119	1,5911
C23	45256	0,3510	0,4359	0,1349	0,4887	0,1258	0,6654	0,5082	0,3772	3,0871	1,7838

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C24	39217	0,3041	0,3894	0,2339	0,4234	0,2143	0,4782	0,5223	0,3421	2,9078	1,6392
C25	27771	0,2154	0,4285	0,1328	0,4369	0,1235	0,4782	0,5647	0,4298	2,8097	1,6454
C26	30045	0,2330	0,4019	0,2329	0,4313	0,2144	0,4782	0,5390	0,5000	3,0307	1,6052
C27	47866	0,3712	0,2414	0,1382	0,3119	0,1258	0,5396	0,2731	0,1579	2,1592	1,1977
C28	44013	0,3413	0,3602	0,1110	0,4831	0,1023	0,6654	0,5194	0,3684	2,9511	1,7040
C29	45287	0,3512	0,3235	0,2144	0,4347	0,1966	0,5396	0,4292	0,4211	2,9102	1,5386
C30	46287	0,3590	0,3336	0,2111	0,4775	0,1932	0,6654	0,4937	0,4386	3,1720	1,6638
C31	49216	0,3817	0,3134	0,1578	0,3671	0,1449	0,5396	0,3282	0,2018	2,4344	1,3904
C32	54898	0,4257	0,3101	0,2035	0,3795	0,1848	0,5396	0,3629	0,2544	2,6606	1,4782
C33	45363	0,3518	0,4321	0,1306	0,5383	0,1214	0,6654	0,5745	0,4123	3,2263	1,8967
C34	47637	0,3694	0,4055	0,2307	0,5327	0,2122	0,6654	0,5489	0,4825	3,4472	1,8565
C35	41006	0,3180	0,4604	0,2416	0,4313	0,2217	0,4782	0,5279	0,3772	3,0562	1,7376
C36	56248	0,4362	0,3820	0,2231	0,4347	0,2039	0,5396	0,4181	0,2982	2,9358	1,6710
C37	51566	0,3999	0,3954	0,1741	0,4651	0,1605	0,6654	0,4479	0,2632	2,9714	1,7083
C38	57248	0,4440	0,3921	0,2198	0,4775	0,2005	0,6654	0,4826	0,3158	3,1976	1,7961
C39	58598	0,4544	0,4640	0,2394	0,5327	0,2195	0,6654	0,5378	0,3596	3,4728	1,9888
C40	47152	0,3657	0,5030	0,1382	0,5462	0,1288	0,6654	0,5801	0,4474	3,3747	1,9950
C41	53355	0,4138	0,4663	0,1817	0,4730	0,1679	0,6654	0,4535	0,2982	3,1199	1,8066
C42	59037	0,4578	0,4630	0,2274	0,4854	0,2079	0,6654	0,4882	0,3509	3,3460	1,8944
C43	60387	0,4683	0,5349	0,2470	0,5405	0,2269	0,6654	0,5434	0,3947	3,6212	2,0872
C44	42902	0,3327	0,5275	0,2448	0,4887	0,2247	0,4782	0,5999	0,4474	3,3438	1,9488
C45	60418	0,4685	0,4225	0,3264	0,4865	0,2977	0,5396	0,4644	0,4386	3,4443	1,8420
C46	59144	0,4587	0,4592	0,2231	0,5349	0,2035	0,6654	0,5546	0,3860	3,4852	2,0073
C47	61418	0,4763	0,4326	0,3232	0,5293	0,2943	0,6654	0,5289	0,4561	3,7061	1,9671
C48	60494	0,4691	0,5311	0,2427	0,5901	0,2225	0,6654	0,6097	0,4298	3,7604	2,2001
C49	62768	0,4868	0,5045	0,3428	0,5845	0,3134	0,6654	0,5841	0,5000	3,9813	2,1598
C50	63207	0,4902	0,5036	0,3308	0,5372	0,3017	0,6654	0,5345	0,4912	3,8546	2,0654
C51	62283	0,4830	0,6020	0,2503	0,5980	0,2299	0,6654	0,6154	0,4649	3,9089	2,2984
C52	64557	0,5006	0,5755	0,3504	0,5923	0,3208	0,6654	0,5897	0,5351	4,1298	2,2582

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C53	71497	0,5545	0,2190	0,1295	0,3164	0,1254	0,5396	0,2732	0,1667	2,3242	1,3631
C54	72847	0,5649	0,2909	0,1491	0,3716	0,1445	0,5396	0,3283	0,2105	2,5995	1,5558
C55	78529	0,6090	0,2876	0,1948	0,3840	0,1844	0,5396	0,3630	0,2632	2,8256	1,6436
C56	65122	0,5050	0,5058	0,3917	0,5642	0,3548	0,6654	0,5650	0,4825	4,0344	2,1400
C57	79879	0,6195	0,3595	0,2144	0,4392	0,2035	0,5396	0,4182	0,3070	3,1008	1,8364
C58	75197	0,5832	0,3729	0,1654	0,4696	0,1601	0,6654	0,4480	0,2719	3,1365	1,8736
C59	80879	0,6272	0,3696	0,2111	0,4820	0,2001	0,6654	0,4827	0,3246	3,3626	1,9615
C60	47637	0,3694	0,4984	0,3896	0,5124	0,3525	0,4782	0,6215	0,5351	3,7570	2,0017
C61	65561	0,5084	0,5049	0,3798	0,5169	0,3432	0,6654	0,5154	0,4737	3,9076	2,0456
C62	66911	0,5189	0,5768	0,3993	0,5721	0,3622	0,6654	0,5706	0,5175	4,1828	2,2384
C63	76986	0,5970	0,4438	0,1730	0,4775	0,1675	0,6654	0,4536	0,3070	3,2849	1,9720
C64	82668	0,6411	0,4405	0,2187	0,4899	0,2075	0,6654	0,4883	0,3596	3,5111	2,0598
C65	84018	0,6516	0,5125	0,2383	0,5450	0,2265	0,6654	0,5435	0,4035	3,7863	2,2525
C66	44855	0,3479	0,5312	0,3558	0,5068	0,3274	0,4782	0,6254	0,4825	3,6551	2,0112
C67	67942	0,5269	0,4745	0,4755	0,5608	0,4296	0,6654	0,5561	0,5789	4,2677	2,1183
C68	69292	0,5374	0,5464	0,4951	0,6160	0,4486	0,6654	0,6113	0,6228	4,5430	2,3110
C69	84049	0,6518	0,4000	0,3177	0,4910	0,2973	0,5396	0,4645	0,4474	3,6094	2,0074
C70	86628	0,6718	0,3180	0,2416	0,3682	0,2265	0,5396	0,3084	0,1842	2,8584	1,6664
C71	82775	0,6419	0,4367	0,2144	0,5394	0,2031	0,6654	0,5547	0,3947	3,6502	2,1727
C72	85049	0,6596	0,4101	0,3145	0,5338	0,2939	0,6654	0,5290	0,4649	3,8712	2,1325
C73	87978	0,6823	0,3899	0,2612	0,4234	0,2456	0,5396	0,3636	0,2281	3,1336	1,8591
C74	93660	0,7263	0,3866	0,3069	0,4358	0,2855	0,5396	0,3983	0,2807	3,3597	1,9470
C75	86399	0,6700	0,4820	0,3341	0,5890	0,3129	0,6654	0,5842	0,5088	4,1464	2,3252
C76	69731	0,5408	0,5454	0,4831	0,5687	0,4370	0,6654	0,5618	0,6140	4,4162	2,2166
C77	64129	0,4973	0,6096	0,3656	0,5664	0,3371	0,6654	0,5745	0,4649	4,0809	2,2479
C78	90328	0,7005	0,4719	0,2775	0,5214	0,2612	0,6654	0,4832	0,2895	3,6706	2,1770
C79	96010	0,7446	0,4686	0,3232	0,5338	0,3012	0,6654	0,5179	0,3421	3,8967	2,2649
C80	71081	0,5512	0,6173	0,5027	0,6239	0,4561	0,6654	0,6169	0,6579	4,6914	2,4094
C81	97360	0,7550	0,5405	0,3428	0,5890	0,3202	0,6654	0,5731	0,3860	4,1719	2,4576

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C82	85914	0,6663	0,5796	0,2416	0,6025	0,2295	0,6654	0,6155	0,4737	4,0739	2,4638
C83	79875	0,6194	0,5330	0,3406	0,5372	0,3179	0,4782	0,6296	0,4386	3,8945	2,3192
C84	92117	0,7144	0,5428	0,2851	0,5293	0,2687	0,6654	0,4888	0,3246	3,8190	2,2753
C85	66025	0,5120	0,6767	0,3689	0,6239	0,3401	0,6654	0,6465	0,5351	4,3686	2,4591
C86	99149	0,7689	0,6115	0,3504	0,5968	0,3277	0,6654	0,5787	0,4211	4,3204	2,5559
C87	68299	0,5297	0,6502	0,4690	0,6182	0,4309	0,6654	0,6209	0,6053	4,5895	2,4189
C88	68807	0,5336	0,6439	0,4026	0,6295	0,3652	0,6654	0,6426	0,5877	4,4705	2,4496
C89	81664	0,6333	0,6040	0,3482	0,5450	0,3254	0,4782	0,6352	0,4737	4,0430	2,4175
C90	97906	0,7593	0,5357	0,3264	0,5912	0,3042	0,6654	0,5899	0,4123	4,1843	2,4761
C91	100180	0,7769	0,5091	0,4266	0,5856	0,3950	0,6654	0,5642	0,4825	4,4053	2,4359
C92	99256	0,7697	0,6076	0,3460	0,6464	0,3232	0,6654	0,6451	0,4561	4,4596	2,6688
C93	101530	0,7874	0,5810	0,4461	0,6408	0,4141	0,6654	0,6194	0,5263	4,6805	2,6286
C94	51379	0,3984	0,5730	0,5082	0,5383	0,4627	0,4782	0,6526	0,6053	4,2167	2,1624
C95	99695	0,7731	0,6066	0,3341	0,5991	0,3116	0,6654	0,5955	0,4474	4,3328	2,5744
C96	101969	0,7908	0,5801	0,4342	0,5935	0,4025	0,6654	0,5699	0,5175	4,5537	2,5342
C97	101045	0,7836	0,6786	0,3536	0,6543	0,3306	0,6654	0,6507	0,4912	4,6080	2,7671
C98	103319	0,8012	0,6520	0,4538	0,6486	0,4215	0,6654	0,6250	0,5614	4,8289	2,7269
C99	53168	0,4123	0,6440	0,5158	0,5462	0,4701	0,4782	0,6583	0,6404	4,3652	2,2607
C100	28332	0,2197	0,4247	0,2557	0,5203	0,2394	0,5562	0,7014	0,5263	3,4437	1,8661
C101	30606	0,2374	0,3982	0,3558	0,5146	0,3302	0,5562	0,6757	0,5965	3,6646	1,8259
C102	37099	0,2877	0,4546	0,2666	0,5743	0,3229	0,7349	0,6614	0,4386	3,7410	1,9780
C103	103884	0,8056	0,5824	0,4951	0,6205	0,4555	0,6654	0,6003	0,5088	4,7335	2,6088
C104	41567	0,3224	0,4566	0,3645	0,5146	0,3375	0,5562	0,6646	0,4737	3,6901	1,9582
C105	30121	0,2336	0,4957	0,2633	0,5282	0,2468	0,5562	0,7070	0,5614	3,5921	1,9644
C106	32395	0,2512	0,4691	0,3634	0,5225	0,3377	0,5562	0,6813	0,6316	3,8130	1,9242
C107	72549	0,5626	0,7186	0,5212	0,6554	0,4754	0,6654	0,6737	0,6579	4,9302	2,6103
C108	105673	0,8195	0,6533	0,5027	0,6284	0,4629	0,6654	0,6059	0,5439	4,8820	2,7071
C109	86399	0,6700	0,5749	0,4929	0,5687	0,4532	0,4782	0,6568	0,5614	4,4561	2,4704
C110	83617	0,6485	0,6077	0,4592	0,5631	0,4281	0,4782	0,6607	0,5088	4,3542	2,4800

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C111	88188	0,6839	0,6458	0,5005	0,5766	0,4606	0,4782	0,6624	0,5965	4,6046	2,5687
C112	102891	0,7979	0,6861	0,4690	0,6227	0,4378	0,6654	0,6098	0,4912	4,7801	2,7167
C113	49502	0,3839	0,5703	0,2688	0,6374	0,2521	0,7433	0,7224	0,5789	4,1571	2,3140
C114	69715	0,5406	0,5611	0,3808	0,6779	0,4264	0,9220	0,6401	0,4035	4,5525	2,4198
C115	106704	0,8275	0,5510	0,5789	0,6171	0,5303	0,6654	0,5915	0,6053	4,9669	2,5871
C116	43463	0,3371	0,5237	0,3678	0,5721	0,3405	0,5562	0,7366	0,5439	3,9778	2,1694
C117	51776	0,4015	0,5437	0,3689	0,6318	0,3429	0,7433	0,6968	0,6491	4,3781	2,2738
C118	104430	0,8099	0,5775	0,4788	0,6227	0,4394	0,6654	0,6171	0,5351	4,7460	2,6273
C119	52230	0,4050	0,5536	0,3787	0,6261	0,4241	0,7349	0,6966	0,4561	4,2751	2,2814
C120	62737	0,4865	0,6022	0,3776	0,6318	0,3502	0,7433	0,6857	0,5263	4,4036	2,4061
C121	108054	0,8380	0,6229	0,5985	0,6723	0,5493	0,6654	0,6466	0,6491	5,2421	2,7798
C122	74823	0,5803	0,6920	0,6213	0,6498	0,5662	0,6654	0,6481	0,7281	5,1511	2,5701
C123	58269	0,4519	0,6002	0,2797	0,6914	0,3356	0,9220	0,6825	0,4912	4,4545	2,4259
C124	45252	0,3509	0,5947	0,3754	0,5800	0,3479	0,5562	0,7422	0,5789	4,1262	2,2678
C125	108493	0,8414	0,6219	0,5865	0,6250	0,5377	0,6654	0,5971	0,6404	5,1153	2,6854
C126	54019	0,4189	0,6246	0,3863	0,6340	0,4315	0,7349	0,7022	0,4912	4,4236	2,3797
C127	71611	0,5553	0,6282	0,3841	0,7354	0,4293	0,9220	0,7121	0,4737	4,8401	2,6310
C128	104787	0,8126	0,7532	0,4723	0,6802	0,4408	0,6654	0,6818	0,5614	5,0677	2,9279
C129	107061	0,8303	0,7267	0,5724	0,6745	0,5317	0,6654	0,6562	0,6316	5,2887	2,8877
C130	109843	0,8518	0,6939	0,6061	0,6802	0,5568	0,6654	0,6522	0,6842	5,3906	2,8781
C131	64633	0,5012	0,6693	0,3808	0,6892	0,3532	0,7433	0,7577	0,5965	4,6912	2,6174
C132	66907	0,5189	0,6427	0,4810	0,6836	0,4440	0,7433	0,7320	0,6667	4,9122	2,5772
C133	73400	0,5692	0,6992	0,3917	0,7432	0,4367	0,9220	0,7177	0,5088	4,9886	2,7293
C134	75674	0,5869	0,6726	0,4918	0,7376	0,5276	0,9220	0,6920	0,5789	5,2095	2,6891
C135	90141	0,6990	0,6496	0,6115	0,5946	0,5634	0,4782	0,6880	0,6316	4,9159	2,6312
C136	76239	0,5912	0,6030	0,5332	0,7095	0,5616	0,9220	0,6673	0,5263	5,1141	2,5710
C137	49987	0,3877	0,5656	0,5201	0,6036	0,4758	0,5562	0,7638	0,6667	4,5394	2,3206
C138	91930	0,7129	0,7205	0,6192	0,6025	0,5708	0,4782	0,6936	0,6667	5,0643	2,7295
C139	109415	0,8485	0,7280	0,6213	0,6543	0,5731	0,6654	0,6371	0,6140	5,3417	2,8679

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C140	67094	0,5203	0,5013	0,3591	0,5766	0,3401	0,5562	0,7367	0,5526	4,1428	2,3348
C141	78028	0,6051	0,6739	0,5408	0,7173	0,5691	0,9220	0,6729	0,5614	5,2626	2,6693
C142	109522	0,8494	0,7241	0,6170	0,7038	0,5687	0,6654	0,7034	0,6491	5,4809	2,9808
C143	51776	0,4015	0,6365	0,5277	0,6115	0,4832	0,5562	0,7694	0,7018	4,6878	2,4190
C144	111796	0,8670	0,6976	0,7171	0,6982	0,6595	0,6654	0,6778	0,7193	5,7018	2,9406
C145	71642	0,5556	0,6136	0,6257	0,7072	0,5719	0,7433	0,7536	0,7544	5,3253	2,6300
C146	111311	0,8632	0,7951	0,6246	0,7117	0,5761	0,6654	0,7090	0,6842	5,6293	3,0791
C147	80409	0,6236	0,6435	0,6366	0,7613	0,6555	0,9220	0,7136	0,6667	5,6227	2,7420
C148	48994	0,3800	0,6694	0,4940	0,6059	0,4581	0,5562	0,7733	0,6491	4,5859	2,4285
C149	57761	0,4479	0,6993	0,5049	0,6599	0,5416	0,7349	0,7334	0,5614	4,8833	2,5405
C150	113585	0,8809	0,7685	0,7247	0,7061	0,6669	0,6654	0,6834	0,7544	5,8503	3,0389
C151	95242	0,7386	0,6057	0,3754	0,7399	0,4289	0,9220	0,7122	0,4825	5,0052	2,7964
C152	99710	0,7733	0,6077	0,4733	0,6802	0,4435	0,7433	0,7154	0,5175	4,9543	2,7766
C153	66586	0,5164	0,6730	0,4918	0,7072	0,4559	0,7433	0,7832	0,6316	5,0025	2,6798
C154	73431	0,5695	0,6846	0,6333	0,7151	0,5793	0,7433	0,7592	0,7895	5,4738	2,7283
C155	108477	0,8412	0,6376	0,4842	0,7342	0,5271	0,9220	0,6754	0,4298	5,2516	2,8885
C156	82225	0,6377	0,6003	0,4712	0,6284	0,4412	0,5562	0,7719	0,5702	4,6769	2,6382
C157	90992	0,7056	0,6301	0,4820	0,6824	0,5248	0,7349	0,7319	0,4825	4,9743	2,7501
C158	77627	0,6020	0,6763	0,6028	0,7556	0,6303	0,9220	0,7176	0,6140	5,5208	2,7515
C159	101499	0,7871	0,6787	0,4810	0,6881	0,4509	0,7433	0,7210	0,5526	5,1027	2,8749
C160	70649	0,5479	0,7174	0,5996	0,7095	0,5542	0,7433	0,7632	0,7368	5,3719	2,7379
C161	84014	0,6515	0,6712	0,4788	0,6363	0,4486	0,5562	0,7775	0,6053	4,8254	2,7365
C162	92781	0,7195	0,7011	0,4897	0,6903	0,5322	0,7349	0,7375	0,5175	5,1227	2,8484
C163	77142	0,5982	0,7738	0,5103	0,7691	0,5469	0,9220	0,7488	0,5789	5,4483	2,8901
C164	111297	0,8631	0,6063	0,5680	0,7309	0,6019	0,9220	0,6666	0,5263	5,4850	2,8668
C165	53729	0,4167	0,6403	0,6387	0,6295	0,5859	0,5562	0,7950	0,7368	4,9991	2,4814
C166	110373	0,8559	0,7047	0,4875	0,7917	0,5300	0,9220	0,7474	0,5000	5,5393	3,0997
C167	101606	0,7880	0,6748	0,4766	0,7376	0,4465	0,7433	0,7874	0,5877	5,2419	2,9878
C168	105669	0,8195	0,7192	0,5843	0,7399	0,5448	0,7433	0,7673	0,6930	5,6113	3,0459

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C169	55518	0,4305	0,7112	0,6464	0,6374	0,5934	0,5562	0,8006	0,7719	5,1475	2,5797
C170	103395	0,8018	0,7458	0,4842	0,7455	0,4539	0,7433	0,7930	0,6228	5,3904	3,0861
C171	112162	0,8698	0,7757	0,4951	0,7995	0,5375	0,9220	0,7530	0,5351	5,6877	3,1980
C172	73110	0,5670	0,7149	0,6442	0,7387	0,5912	0,7433	0,8104	0,7544	5,5641	2,8310
C173	81877	0,6350	0,7448	0,6551	0,7928	0,6748	0,9220	0,7704	0,6667	5,8615	2,9429
C174	115001	0,8918	0,6795	0,6366	0,7658	0,6623	0,9220	0,7026	0,5526	5,8133	3,0397
C175	74899	0,5808	0,7858	0,6518	0,7466	0,5986	0,7433	0,8160	0,7895	5,7126	2,9293
C176	88749	0,6883	0,6421	0,6235	0,6599	0,5765	0,5562	0,7991	0,6930	5,2385	2,7894
C177	83666	0,6488	0,8157	0,6627	0,8007	0,6822	0,9220	0,7760	0,7018	6,0099	3,0413
C178	116790	0,9057	0,7504	0,6442	0,7736	0,6698	0,9220	0,7082	0,5877	5,9617	3,1380
C179	58830	0,4562	0,5964	0,4026	0,7748	0,4515	1,0000	0,8192	0,5877	5,0884	2,6466
C180	77173	0,5985	0,7593	0,7519	0,7410	0,6895	0,7433	0,7904	0,8596	5,9335	2,8891
C181	90538	0,7021	0,7131	0,6311	0,6678	0,5839	0,5562	0,8047	0,7281	5,3870	2,8877
C182	72065	0,5589	0,6284	0,5114	0,7691	0,5496	1,0000	0,7824	0,5351	5,3349	2,7387
C183	108130	0,8386	0,7167	0,6289	0,7691	0,5817	0,7433	0,8146	0,7105	5,8035	3,1390
C184	117821	0,9137	0,6481	0,7203	0,7624	0,7371	0,9220	0,6938	0,6491	6,0466	3,0180
C185	116897	0,9065	0,7466	0,6398	0,8232	0,6653	0,9220	0,7746	0,6228	6,1009	3,2509
C186	60619	0,4701	0,6674	0,4102	0,7827	0,4589	1,0000	0,8248	0,6228	5,2368	2,7449
C187	119171	0,9242	0,7200	0,7399	0,8176	0,7562	0,9220	0,7489	0,6930	6,3218	3,2107
C188	114008	0,8841	0,7833	0,6104	0,7680	0,6447	0,9220	0,7122	0,5351	5,8598	3,1476
C189	54580	0,4233	0,6209	0,5092	0,7173	0,5473	0,8128	0,8389	0,5877	5,0575	2,6004
C190	87756	0,6806	0,7459	0,5974	0,6622	0,5588	0,5562	0,8087	0,6754	5,2851	2,8973
C191	96523	0,7485	0,7758	0,6083	0,7162	0,6424	0,7349	0,7687	0,5877	5,5824	3,0092
C192	109919	0,8524	0,7877	0,6366	0,7770	0,5892	0,7433	0,8202	0,7456	5,9520	3,2373
C193	119610	0,9276	0,7191	0,7280	0,7703	0,7446	0,9220	0,6994	0,6842	6,1951	3,1163
C194	118686	0,9204	0,8175	0,6474	0,8311	0,6727	0,9220	0,7802	0,6579	6,2493	3,3492
C195	120960	0,9381	0,7910	0,7476	0,8255	0,7636	0,9220	0,7545	0,7281	6,4703	3,3090
C196	56369	0,4371	0,6918	0,5169	0,7252	0,5547	0,8128	0,8445	0,6228	5,2059	2,6987
C197	73961	0,5736	0,6954	0,5147	0,8266	0,5526	1,0000	0,8544	0,6053	5,6225	2,9500

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C198	76235	0,5912	0,6689	0,6148	0,8209	0,6434	1,0000	0,8287	0,6754	5,8434	2,9098
C199	109411	0,8485	0,7939	0,7029	0,7658	0,6549	0,7433	0,7985	0,7632	6,0710	3,2067
C200	107137	0,8309	0,8205	0,6028	0,7714	0,5641	0,7433	0,8241	0,6930	5,8501	3,2469
C201	115904	0,8988	0,8504	0,6137	0,8255	0,6476	0,9220	0,7841	0,6053	6,1474	3,3588
C202	74400	0,5770	0,6945	0,5027	0,7793	0,5410	1,0000	0,8048	0,5965	5,4957	2,8556
C203	75750	0,5874	0,7664	0,5223	0,8345	0,5600	1,0000	0,8600	0,6404	5,7710	3,0483
C204	78024	0,6051	0,7398	0,6224	0,8288	0,6509	1,0000	0,8343	0,7105	5,9919	3,0081
C205	92491	0,7173	0,7168	0,7421	0,6858	0,6866	0,5562	0,8303	0,7632	5,6982	2,9502
C206	78589	0,6095	0,6702	0,6638	0,8007	0,6849	1,0000	0,8096	0,6579	5,8965	2,8899
C207	120532	0,9347	0,8251	0,7628	0,7995	0,7799	0,9220	0,7394	0,6579	6,4214	3,2988
C208	61104	0,4739	0,6627	0,6616	0,7489	0,6826	0,8128	0,8661	0,7105	5,6191	2,7516
C209	94280	0,7311	0,7878	0,7497	0,6937	0,6941	0,5562	0,8359	0,7982	5,8467	3,0485
C210	80378	0,6233	0,7412	0,6714	0,8086	0,6923	1,0000	0,8152	0,6930	6,0449	2,9883
C211	111872	0,8676	0,7914	0,7476	0,7950	0,6919	0,7433	0,8457	0,7807	6,2633	3,2998
C212	121563	0,9427	0,7228	0,8390	0,7883	0,8473	0,9220	0,7249	0,7193	6,5063	3,1788
C213	120639	0,9356	0,8213	0,7584	0,8491	0,7755	0,9220	0,8058	0,6930	6,5606	3,4117
C214	122913	0,9532	0,7947	0,8585	0,8435	0,8663	0,9220	0,7801	0,7632	6,7815	3,3715
C215	62893	0,4877	0,7337	0,6692	0,7568	0,6900	0,8128	0,8717	0,7456	5,7675	2,8499
C216	79135	0,6137	0,6654	0,6474	0,8029	0,6688	1,0000	0,8264	0,6842	5,9089	2,9084
C217	80485	0,6242	0,7373	0,6670	0,8581	0,6879	1,0000	0,8816	0,7281	6,1841	3,1012
C218	113661	0,8814	0,8623	0,7552	0,8029	0,6993	0,7433	0,8514	0,8158	6,4117	3,3981
C219	115935	0,8991	0,8358	0,8553	0,7973	0,7902	0,7433	0,8257	0,8860	6,6326	3,3579
C220	123352	0,9566	0,7937	0,8466	0,7962	0,8547	0,9220	0,7305	0,7544	6,6548	3,2771
C221	122428	0,9494	0,8922	0,7661	0,8570	0,7829	0,9220	0,8114	0,7281	6,7091	3,5100
C222	124702	0,9671	0,8657	0,8662	0,8514	0,8738	0,9220	0,7857	0,7982	6,9300	3,4698
C223	60111	0,4662	0,7665	0,6355	0,7511	0,6649	0,8128	0,8757	0,6930	5,6656	2,8595
C224	97592	0,7568	0,6730	0,5060	0,8311	0,5522	1,0000	0,8545	0,6140	5,7875	3,1153
C225	80924	0,6276	0,7363	0,6551	0,8108	0,6763	1,0000	0,8320	0,7193	6,0574	3,0068
C226	82274	0,6380	0,8083	0,6746	0,8660	0,6953	1,0000	0,8872	0,7632	6,3326	3,1995

Ptf.	Total Cons.	Pontuação do Portfólio (normalizada)									Pontuação Operacional
		Cons.	Carreg.	FEC	ΔV	DEC	DRPC	Perdas	FP	Total	
C227	84548	0,6557	0,7817	0,7748	0,8604	0,7861	1,0000	0,8615	0,8333	6,5535	3,1593
C228	110827	0,8595	0,7049	0,6148	0,8255	0,6503	1,0000	0,8177	0,5614	6,0340	3,2075
C229	101655	0,7883	0,7174	0,6137	0,8333	0,6505	1,0000	0,8344	0,7193	6,1569	3,1735
C230	79492	0,6165	0,8411	0,6409	0,8604	0,6702	1,0000	0,8911	0,7105	6,2307	3,2091
C231	112616	0,8733	0,7758	0,6224	0,8333	0,6578	1,0000	0,8233	0,5965	6,1825	3,3058
C232	112723	0,8742	0,7720	0,6181	0,8829	0,6533	1,0000	0,8897	0,6316	6,3217	3,4187

